# Perbandingan Support Vector Machine dan Model *Transformer* untuk Klasifikasi Sentimen Terkait Redenominasi Rupiah di YouTube

*Comparison of Support Vector Machines and Transformer Models for Sentiment Classification Related to the Rupiah Redenomination on YouTube*

**Andini Putri Amrullah***[1], **Farid Wajidi**[2], **A. Amirul Asnan Cirua**[3]
*Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Sulawesi Barat*
*E-mail : andiniputriamrullah@gmail.com*[1], faridwajidi@unsulbar.ac.id*[2], amirulasnancirua@unsulbar.ac.id*[3]
**Corresponding author*

Received 17 June 2026; Revised 24 July 2026; Accepted 25 July 2026

**Abstrak -** Redenominasi rupiah merupakan isu kebijakan moneter yang dapat memengaruhi persepsi masyarakat terhadap nilai mata uang dan perilaku ekonomi. Tanggapan masyarakat terhadap isu ini dapat diamati melalui komentar YouTube. Penelitian terdahulu umumnya membandingkan metode pembelajaran mesin klasik dengan satu model Transformer, sedangkan perbandingan SVM, IndoBERT, IndoBERTweet, dan penggabungan probabilitas kedua model Transformer masih terbatas. Penelitian ini membandingkan keempat model tersebut dengan menerapkan metode *weighted soft voting* pada IndoBERT dan IndoBERTweet. Data awal berjumlah 1.755 komentar. Setelah melalui tahap pembersihan, *preprocessing*, pemeriksaan relevansi, pelabelan, dan penghapusan duplikat, diperoleh 1.588 komentar. Data dibagi secara terstratifikasi menjadi 70% data pelatihan, 10% data validasi, dan 20% data uji. Teks diproses dalam format *komen_svm* untuk SVM dan *komen_bert* untuk model Transformer. Pada *seed* 42, model *hybrid* memperoleh akurasi 76,73% dan Macro F1-score 74,83%, yang merupakan hasil tertinggi pada eksperimen ini. Pada dataset dan konfigurasi penelitian yang digunakan, model *hybrid* memperoleh kinerja tertinggi pada korpus yang memuat variasi bahasa formal dan informal. Namun, hasil penelitian ini belum dapat digeneralisasikan ke seluruh komentar YouTube.

**Kata Kunci -** Analisis Sentimen, Redenominasi Rupiah, Komentar YouTube, SVM, IndoBERT, IndoBERTweet, *Weighted soft voting*.

***Abstract -*** *Rupiah redenomination is a monetary policy issue that may influence public perceptions of currency value and economic behavior. Public responses to this issue can be observed through YouTube comments. Previous studies have generally compared classical machine-learning methods with a single Transformer model, while comparisons involving SVM, IndoBERT, IndoBERTweet, and probability-level fusion of both Transformer models remain limited. This study compares these four models by applying weighted soft voting to IndoBERT and IndoBERTweet. The initial dataset contained 1,755 comments. After cleaning, preprocessing, relevance screening, labeling, and duplicate removal, 1,588 comments remained. The dataset was divided using stratified splitting into 70% training, 10% validation, and 20% test data. The text was processed as komen_svm for SVM and komen_bert for Transformer-based models. At seed 42, the hybrid model achieved 76.73% accuracy and a 74.83% Macro F1-score, representing the highest performance in this experiment. Within the dataset and experimental configuration used in this study, the hybrid model achieved the highest performance on a corpus containing formal and informal language variations. However, these findings cannot be generalized to all YouTube comments.*

***Keywords -*** *Sentiment Analysis, Rupiah Redenomination, YouTube Comments, SVM, IndoBERT, IndoBERTweet, Weighted soft voting.*



*e-ISSN : 2356-2579 | p-ISSN : 1412-2693, DOI : 10.62411/tc.v25i3.16668*

## 1. PENDAHULUAN

Pembahasan mengenai redenominasi rupiah kembali menjadi isu kebijakan moneter yang sangat relevan dan layak untuk dikaji. Inti dari kebijakan ini adalah penyederhanaan nilai pecahan mata uang tanpa mengubah nilai riil atau daya beli masyarakat [1]. Sebagai gambaran, melalui proses redenominasi, nilai nominal Rp10.000 akan disederhanakan dengan menghilangkan tiga angka nol, sehingga menjadi Rp10, tanpa mengurangi nilai atau daya beli dari sepuluh ribu rupiah tersebut [2]. Meskipun secara teknis tampak sederhana, redenominasi memiliki implikasi psikologis yang signifikan bagi masyarakat dalam hal pemahaman terhadap harga dan nilai uang [3]. Di kalangan pelaku usaha, kebijakan ini memang diyakini mampu menyederhanakan pembukuan keuangan. Namun, kekhawatiran terkait munculnya biaya adaptasi, risiko pembulatan harga, serta perubahan persepsi konsumen terhadap daya beli tetap menjadi hal yang perlu diperhatikan [4]. Hal ini menyoroti pentingnya menganalisis opini warganet untuk memetakan respons masyarakat terhadap kebijakan ini dengan lebih baik.

Di era digital saat ini, media sosial telah menjadi platform utama bagi masyarakat untuk menyuarakan pendapat mereka [5]. Media sosial memuat berbagai aktivitas pengguna yang menghasilkan data dalam jumlah besar *(big data)*, sehingga dapat dimanfaatkan untuk menganalisis perilaku dan opini masyarakat [6]. Penggunaan *Natural Language Processing (NLP)* terus berkembang untuk mengungkap pola dalam opini, emosi, dan respons pengguna terhadap isu-isu digital. Salah satu platform digital yang memiliki pengaruh besar dalam penyebaran informasi dan pembentukan opini publik di Indonesia adalah YouTube [7]. Karakteristik platform video ini menjadikannya media yang ideal untuk mempelajari reaksi masyarakat terhadap isu-isu terkini. Melalui kolom komentar, pengguna dapat secara terbuka mengungkapkan berbagai tanggapan, termasuk kritik, dukungan, dan pertanyaan. Namun, karakteristik bahasa dalam komentar YouTube bersifat informal dengan penggunaan bahasa gaul, emoji, serta tanda baca yang tidak baku, yang dapat mempersulit proses analisis sentimen dan pemahaman makna secara tepat [8].

Dalam hal klasifikasi sentimen, Support Vector Machine (SVM) tetap menjadi pilihan populer karena ketahanannya terhadap data teks berdimensi tinggi, terutama bila dikombinasikan dengan fitur TF-IDF [9]. Secara teknis, algoritma ini bekerja dengan menentukan *hyperplane* yang optimal untuk memisahkan berbagai kelas di ruang fitur [10]. Namun demikian, sebagai model klasik, SVM sering kali kesulitan menangkap konteks kalimat yang lebih dalam seperti ironi atau makna implisit [11]. Di sinilah model berbasis *Transformer* menawarkan keunggulan yang jelas [12], [13]. IndoBERT telah banyak digunakan untuk memahami konteks bahasa Indonesia dalam berbagai studi sentimen [14], sedangkan IndoBERTweet dianggap lebih optimal untuk menangani teks media sosial, yang cenderung menggunakan bahasa informal [15].

Penelitian sebelumnya telah secara luas menerapkan SVM, IndoBERT, dan IndoBERTweet, menunjukkan kinerja yang baik dalam analisis sentimen di berbagai bidang. Beberapa model ini telah diterapkan tidak hanya pada isu politik [16], tetapi juga pada ulasan layanan kesehatan [17], layanan akademik mahasiswa [18], serta tanggapan publik terhadap kebijakan kendaraan listrik yang dianalisis melalui komentar di YouTube [19]. Pada penelitian [19], pendekatan berbasis TF-IDF dan IndoBERTweet dibandingkan untuk menganalisis sentimen komentar YouTube mengenai kebijakan insentif kendaraan listrik, sedangkan penelitian [20] membandingkan RoBERTa dan Multinomial Naive Bayes pada komentar video pendidikan YouTube dari berbagai saluran. Kedua penelitian tersebut menunjukkan bahwa model berbasis *Transformer* mampu memberikan kinerja yang kuat pada karakteristik data yang digunakan. Namun, studi [19] hanya mengevaluasi satu model *Transformer* IndoBERTweet yang dibandingkan dengan pendekatan berbasis TF-IDF, sedangkan studi [20] membandingkan RoBERTa dan Multinomial Naive Bayes tanpa melibatkan model yang dikembangkan khusus untuk bahasa Indonesia atau pendekatan *hybrid*. Selain itu, kedua studi tersebut menggunakan dataset, langkah *preprocessing*, distribusi kelas, dan protokol evaluasi yang berbeda, sehingga hasil yang dilaporkan tidak dapat dibandingkan secara langsung. Oleh karena itu, masih terdapat keterbatasan dalam



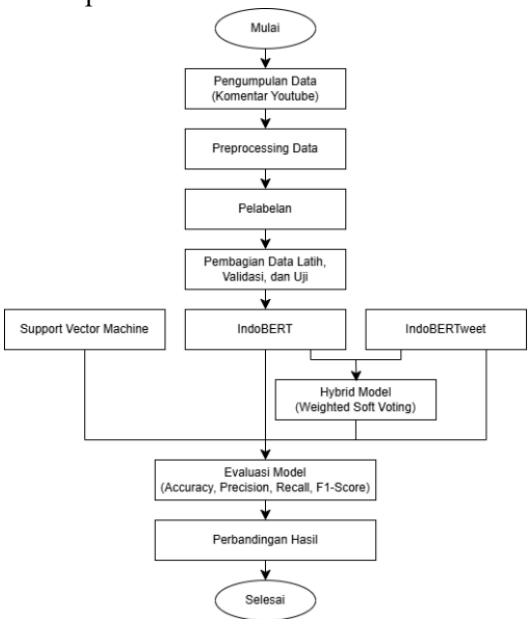
e-ISSN : 2356-2579 | p-ISSN : 1412-2693, DOI : 10.62411/tc.v25i3.16668

memahami bagaimana kinerja model klasik, model *Transformer*, dan model *hybrid* ketika dievaluasi pada dataset yang sama dan di bawah kondisi uji coba yang sama.

Mengingat kesenjangan tersebut, penelitian ini membandingkan kinerja SVM, IndoBERT, IndoBERTweet, dan model *hybrid* IndoBERT–IndoBERTweet dalam mengklasifikasikan sentimen komentar dari satu video YouTube mengenai redenominasi rupiah. Korpus penelitian terdiri atas 1.588 komentar yang diberi label positif, negatif, dan netral. Pendekatan *weighted soft voting* digunakan untuk menggabungkan probabilitas prediksi IndoBERT dan IndoBERTweet. Metode tersebut sebelumnya telah diterapkan dengan menggabungkan Multinomial Naïve Bayes dan SVM dalam analisis sentimen RUU TNI di platform X. Model ensemble tersebut mencapai akurasi 96,00%, lebih tinggi daripada SVM sebesar 95,34% dan Naïve Bayes sebesar 93,67% [21]. Namun, penelitian tersebut menggunakan model berbasis TF-IDF pada data dari platform X, sedangkan penelitian ini menggabungkan dua model Transformer berbahasa Indonesia dan membandingkannya dengan SVM pada komentar YouTube. Kontribusi penelitian ini meliputi penyusunan korpus berlabel yang terdiri dari 1.588 komentar, perbandingan empat konfigurasi model menggunakan label, pembagian data, data uji, dan metrik evaluasi yang sama, serta evaluasi model *hybrid* IndoBERT–IndoBERTweet berdasarkan *weighted soft voting* dengan tahap *preprocessing* yang disesuaikan dengan masing-masing jenis model. Pada dataset dan konfigurasi yang digunakan, model *hybrid* mencapai kinerja yang lebih tinggi daripada model tunggal yang diuji. Namun, penelitian ini masih terbatas pada satu video, distribusi kelas yang belum sepenuhnya seimbang, konfigurasi tertentu, dan tidak mencakup pengujian lintas waktu, video, kanal, dan topik sehingga hasilnya belum dapat digeneralisasikan secara luas.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental untuk membandingkan kinerja beberapa model klasifikasi sentimen pada komentar YouTube yang berkaitan dengan isu redenominasi rupiah. Model yang digunakan meliputi Support Vector Machine, IndoBERT, IndoBERTweet, serta model *hybrid* IndoBERT–IndoBERTweet yang didasarkan pada metode *weighted soft voting*. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, *preprocessing* teks, pelabelan sentimen, pembagian data, pelatihan model, dan evaluasi kinerja sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1 yang merupakan alur penelitian.




Gambar 1. Alur Penelitian



e-ISSN : 2356-2579 | p-ISSN : 1412-2693, DOI : 10.62411/tc.v25i3.16668

### 2.1. Pengumpulan Data

Data penelitian diperoleh dari komentar pada salah satu video YouTube yang ditemukan melalui pencarian menggunakan kata kunci "redenominasi rupiah". Video yang dipilih secara purposive adalah video berjudul "Purbaya Targetkan RUU Redenominasi Rupiah Rampung Tahun 2027" dengan ID video 'c-zPRBgJg84', karena secara langsung membahas isu redenominasi rupiah dan memiliki jumlah komentar publik yang cukup untuk analisis sentimen. Pengumpulan data dilakukan menggunakan YouTube Data API v3 pada 26 Februari 2026, dengan mengambil komentar utama dan balasan yang tersedia sejak video tersebut dipublikasikan hingga saat pengumpulan data. Data yang diterima berupa komentar berbahasa Indonesia, termasuk penggunaan bahasa informal, singkatan, bahasa gaul, variasi ejaan, emoji, dan campuran istilah asing yang tetap dapat dipahami dalam konteks bahasa Indonesia. Data tanpa teks, duplikat, dan komentar yang tidak relevan dengan isu redenominasi rupiah dikecualikan dari kumpulan data. Proses pengumpulan data menghasilkan 1.755 komentar mentah. Setelah melalui tahap validasi, *preprocessing*, pemeriksaan relevansi, pelabelan, dan deduplikasi akhir, sebanyak 1.588 komentar digunakan dalam eksperimen. Penggunaan kata kunci pencarian, video ID, dan informasi waktu pengambilan data memungkinkan prosedur pengumpulan data direplikasi, meskipun jumlah komentar dapat berubah apabila data diambil pada waktu yang berbeda.

### 2.2. *Preprocessing* Data

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk membersihkan dan mempersiapkan teks komentar sebelum digunakan dalam proses klasifikasi. *Preprocessing* umum meliputi normalisasi huruf besar-kecil, penghapusan URL, sebutan, tagar, angka, dan tanda baca, serta normalisasi spasi kosong. Selain itu, kata-kata non-standar, singkatan, bahasa gaul, kesalahan ketik, dan variasi ejaan dinormalisasi menggunakan kamus normalisasi dan aturan tambahan.

Hasil *preprocessing* kemudian dibagi menjadi dua aliran. Aliran pertama adalah *komen_svm*, yang berisi teks yang digunakan untuk model Support Vector Machine. Dalam alur ini, teks diproses lebih lanjut dengan menghapus emoji atau emotikon, menghapus *stopword*, dan menerapkan *stemming* menggunakan Sastrawi. Alur kedua adalah *komen_bert*, yang terdiri dari teks yang digunakan untuk IndoBERT dan IndoBERTweet. Dalam alur ini, teks tidak melalui proses penghapusan *stopword* atau *stemming* untuk mempertahankan struktur kalimat, dan emoji atau emotikon dipertahankan untuk menjaga informasi ekspresif dalam komentar.

### 2.3. Pelabelan Data

Pelabelan sentimen terhadap objek redenominasi dilakukan ke dalam tiga kategori, yaitu positif, negatif, dan netral. Label positif diberikan pada komentar yang menunjukkan dukungan atau persetujuan terhadap redenominasi, label negatif pada komentar yang menunjukkan penolakan, kritik, atau kekhawatiran, sedangkan label netral pada komentar yang bersifat informatif atau tidak menunjukkan sikap evaluatif yang jelas. Tiga anotator diberikan pedoman operasional dan contoh pelabelan, kemudian melakukan anotasi secara *blind* dan independen pada sebagian data tanpa mengetahui hasil anotator lainnya. Hasil anotasi dibandingkan untuk menghitung jumlah kesepakatan penuh (3:0) dan kesepakatan mayoritas (2:1), serta mengukur reliabilitas antar-anotator menggunakan Fleiss' kappa. Pada data yang dianotasi oleh tiga anotator, label akhir ditentukan berdasarkan *majority voting*. Komentar yang mengandung *mixed sentiment* diberi label berdasarkan sikap yang paling dominan terhadap redenominasi, sedangkan kasus ambigu ditinjau kembali berdasarkan pedoman dan hasil anotasi untuk menentukan label akhir. Selanjutnya, sisa data dilabeli oleh peneliti berdasarkan pedoman yang telah diberikan. Contoh hasil pelabelan data ditunjukkan pada Tabel 1 berikut.



e-ISSN : 2356-2579 | p-ISSN : 1412-2693, DOI : 10.62411/tc.v25i3.16668

Tabel 1. Contoh Pelabelan Data

| Label | Contoh Komentar |
|---|---|
| Positif | "Saya setuju terhadap kebijakan ini" |
| Negatif | "Tidak perlu dilakukan kebijakan ini" |
| Netral | "Redenominasi itu mengurangi nol, bukan nilai uang" |

2.4. Data *Splitting*

Sebelum pemisahan data, entri duplikat identik dihapus berdasarkan kombinasi kolom *komen_svm*, *komen_bert*, dan label untuk mencegah data yang sama tersebar pada subset berbeda. Komentar utama dan komentar balasan tetap diperlakukan sebagai pengamatan terpisah karena tidak dilakukan pengelompokan berdasarkan hubungan komentar maupun kemiripan semantik. Dataset kemudian dibagi menggunakan fungsi train_test_split pada pustaka Scikit-learn dengan random_state=42 dan parameter stratify berdasarkan label sentimen. Pemisahan dilakukan dalam dua tahap sehingga diperoleh 70% data pelatihan, 10% data validasi, dan 20% data uji. Data pelatihan digunakan untuk melatih model, sedangkan data validasi digunakan untuk memilih konfigurasi dan bobot yang optimal. Setelah konfigurasi terbaik diperoleh, model SVM final dilatih menggunakan data pelatihan sebesar 70%, sedangkan data validasi tetap digunakan hanya pada tahap pemilihan konfigurasi. Pada prosedur ini, RandomizedSearchCV dijalankan dengan refit=False sehingga estimator terbaik tidak secara otomatis dilatih kembali menggunakan gabungan data pelatihan dan validasi.

2.5. Pemodelan Klasifikasi

Eksperimen klasifikasi menggunakan empat model: Support Vector Machine (SVM), IndoBERT, IndoBERTweet, dan model *hybrid* IndoBERT–IndoBERTweet. Konfigurasi masing-masing model serta bobot model *hybrid* dipilih berdasarkan nilai *Macro F1-score* pada data validasi. Pada SVM, pencarian konfigurasi dilakukan menggunakan RandomizedSearchCV dengan PredefinedSplit agar kandidat konfigurasi dilatih menggunakan data pelatihan dan dievaluasi pada data validasi. RandomizedSearchCV dijalankan dengan refit=False sehingga estimator terbaik tidak secara otomatis dilatih kembali menggunakan gabungan data pelatihan dan validasi. Setiap kandidat konfigurasi SVM dilatih menggunakan data pelatihan sebesar 70% dan dievaluasi pada data validasi sebesar 10% untuk menentukan konfigurasi terbaik berdasarkan Macro F1-score. Setelah konfigurasi terbaik diperoleh, model SVM final dilatih menggunakan data pelatihan sebesar 70% dengan konfigurasi terpilih, kemudian dievaluasi pada data uji sebesar 20% sebagai evaluasi akhir. Untuk model SVM, fitur diekstraksi dari kolom *komen_svm* dan dikonversi menjadi representasi numerik menggunakan TF-IDF (Term Frequency–Inverse Document Frequency). Bobot TF-IDF dirumuskan dalam Persamaan (1).

$$TFIDF(t,d) = tf'(t,d)\left[\log\left(\frac{1+N}{1+df(t)}\right)+1\right] \quad (1)$$

Keterangan:

$TFIDF(t,d)$ : Bobot fitur t pada dokumen d.
$tf'(t,d)$ : Frekuensi term setelah penyesuaian sesuai konfigurasi TF-IDF.
$N$ : Jumlah seluruh dokumen.
$df(t)$ : Jumlah dokumen yang mengandung kata *term* t.

Model SVM menggunakan gabungan fitur *word* TF-IDF dan *character* TF-IDF melalui FeatureUnion dengan bobot masing-masing 1,0. *Word* TF-IDF menggunakan n-gram 1–2, min_df=3, max_df=1,0, max_features=None, sublinear_tf=True, dan normalisasi L2. Sementara itu, *character* TF-IDF menggunakan analyzer char_wb, n-gram 3–5, min_df=2, max_df=0,9, max_features=12.000, sublinear_tf=False, dan normalisasi L2. Pada *word* TF-IDF, frekuensi *term* ditransformasikan secara *sublinear*, sedangkan pada *character* TF-IDF digunakan frekuensi term asli. Kedua fitur menghasilkan 9.652 fitur gabungan. Seleksi fitur dilakukan menggunakan



e-ISSN : 2356-2579 | p-ISSN : 1412-2693, DOI : 10.62411/tc.v25i3.16668

SelectKBest dengan fungsi chi-square dan nilai $k = 12.000$. Karena jumlah fitur aktual lebih kecil dari nilai $k$, seluruh fitur digunakan. Model LinearSVC menerapkan strategi *one-vs-rest*, *class_weight=balanced*, maksimum 30.000 iterasi, dan nilai $c = 0{,}3$ yang dipilih berdasarkan Macro F1 pada data validasi. Fungsi keputusan SVM dirumuskan pada Persamaan (2).

$$f(x) = w^T x + b \tag{2}$$

Keterangan:
$f(x)$ : Fungsi Keputusan model terhadap data masukan x.
$w$ : Vektor bobot yang menentukan arah *hyperplane*.
$x$ : Vektor fitur hasil pembobotan TF-IDF.
$b$ : Bias.

Dalam klasifikasi multi-kelas, kelas yang diprediksi ditentukan berdasarkan nilai fungsi keputusan terbesar untuk setiap kelas, seperti yang ditunjukkan pada persamaan (3).

$$\hat{y} = \arg\max_k \left(w_k^T x + b_k\right) \tag{3}$$

Keterangan:
$\hat{y}$ : Kelas sentimen yang diprediksi.
$k$ : Indeks kelas sentimen, yaitu positif, negatif, atau netral.
$w_k$ : Vektor bobot untuk kelas ke-k.
$b_k$ : Bias untuk kelas ke-k.

Model IndoBERT dan IndoBERTweet menggunakan data dari kolom *komen_bert,* IndoBERT menggunakan *checkpoint* indobenchmark/indobert-base-p1, sedangkan IndoBERTweet menggunakan indolem/indobertweet-base-uncased. Eksperimen dijalankan menggunakan pustaka *Transformer*s dan PyTorch pada GPU Tesla T4. Tokenisasi dilakukan menggunakan *tokenizer* masing-masing model dengan *truncation* dan *padding* hingga panjang maksimum 128 token. Proses *fine-tuning* menggunakan *optimizer* AdamW (adamw_torch) dengan beta-1 sebesar 0,9, beta-2 sebesar 0,999, epsilon sebesar $1 \times 10^{-8}$, *weight decay* sebesar 0,01, *linear learning-rate scheduler*, dan *warm-up ratio* sebesar 0,10. Ukuran *batch* pelatihan ditetapkan sebesar 16 dan *batch* evaluasi sebesar 32. *Hidden dropout*, *attention dropout*, dan *classifier dropout* efektif masing-masing sebesar 0,1. Evaluasi dan penyimpanan *checkpoint* dilakukan pada setiap *epoch* dengan *early stopping patience* sebesar dua *epoch*. *Checkpoint* terbaik pada setiap konfigurasi dipilih berdasarkan nilai *Macro F1-score* pada data validasi. Selanjutnya, konfigurasi terbaik dipilih berdasarkan *Macro F1-score* pada data validasi, dengan *accuracy* validasi digunakan sebagai kriteria pembanding apabila terdapat nilai *Macro F1-score* yang sama.

Hyperparameter tuning dilakukan secara terpisah pada IndoBERT dan IndoBERTweet menggunakan *seed* 42. Parameter yang diuji meliputi *learning rate* $1 \times 10^{-5}$, $2 \times 10^{-5}$, dan $3 \times 10^{-5}$ , serta maksimum *epoch* 3, 4, dan 5. Data uji tidak digunakan dalam pemilihan konfigurasi. Konfigurasi terbaik IndoBERT diperoleh pada *learning rate* $3 \times 10^{-5}$ dan maksimum 5 *epoch*. Sementara itu, IndoBERTweet memperoleh konfigurasi terbaik pada *learning rate* $3 \times 10^{-5}$ dan maksimum 4 *epoch*. Konfigurasi terpilih selanjutnya dijalankan menggunakan *seed* 42, 52, dan 62 untuk mengamati variasi hasil fine-tuning pada skenario penelitian ini.

IndoBERT digunakan untuk merepresentasikan konteks bahasa Indonesia secara umum, sedangkan IndoBERTweet digunakan karena model tersebut dikembangkan dari korpus media sosial. Pada model *Transformer*, probabilitas kelas diperoleh melalui fungsi *softmax*, seperti yang ditunjukkan pada Persamaan (4).

$$P(y|x) = softmax(Wh + b) \tag{4}$$



e-ISSN : 2356-2579 | p-ISSN : 1412-2693, DOI : 10.62411/tc.v25i3.16668

Keterangan:
$P(y|x)$ : Probabilitas kelas sentimen y terhadap teks masukan x.
$h$ : Vektor representasi teks
$W$ : Matriks bobot pada lapisan klasifikasi.
$b$ : Bias pada lapisan klasifikasi.
$softmax$ : Mengubah keluaran model menjadi probabilitas pada setiap kelas.

Model *hybrid* IndoBERT–IndoBERTweet dikembangkan menggunakan metode *weighted soft voting*, yaitu dengan menggabungkan probabilitas prediksi yang dihasilkan oleh kedua model. Dalam metode ini, setiap model diberi bobot yang mencerminkan kontribusinya terhadap prediksi akhir. Probabilitas akhir model *hybrid* dihitung menggunakan Persamaan (5).

$$P_{hybrid} = w \times P_{IndoBERT} + (1 - w) \times P_{IndoBERTweet} \quad (5)$$

Keterangan:
$P_{hybrid}$ : Probabilitas akhir dari model *hybrid*.
$P_{IndoBERT}$ : Probabilitas prediksi dari model IndoBERT.
$P_{IndoBERTweet}$ : Probabilitas prediksi dari model IndoBERTweet.
$w$ : Bobot untuk model IndoBERT.
$(1 - w)$ : Bobot untuk model IndoBERTweet.

Penentuan bobot model *hybrid* dilakukan menggunakan data validasi. Bobot IndoBERT ($w$) diuji pada rentang 0,10–0,90 dengan interval 0,05, sedangkan bobot IndoBERTweet ditetapkan sebesar $(1 - w)$. Pada setiap *seed*, probabilitas kedua model digabungkan menggunakan Persamaan (5), kemudian dievaluasi berdasarkan Macro F1 pada data validasi. Bobot dengan nilai Macro F1 tertinggi dipilih dan selanjutnya digunakan untuk menghasilkan prediksi pada data uji. Data uji tidak dilibatkan dalam proses pemilihan bobot.

2.6. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur kemampuan masing-masing model dalam mengklasifikasikan komentar YouTube ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Evaluasi ini dilakukan menggunakan data uji yang tidak digunakan baik dalam proses pelatihan maupun validasi. Metrik yang digunakan dalam penelitian ini meliputi *Accuracy, Precision, Recall, F1-score,* dan *Confusion matrix.* Pada penelitian ini, nilai *Precision, Recall, dan F1-score* keseluruhan dihitung menggunakan metode rata-rata makro *(macro average),* yaitu dengan menghitung rata-rata nilai metrik yang diperoleh dari masing-masing kelas sentimen.

1. *Accuracy*: Metrik yang menunjukkan rasio prediksi yang benar terhadap jumlah total data yang diuji.
2. *Precision*: Metrik yang menunjukkan ketepatan model dalam memprediksi kelas tertentu, didefinisikan sebagai rasio prediksi yang benar untuk kelas tersebut terhadap jumlah total data yang diprediksi sebagai kelas tersebut.
3. *Recall*: Metrik yang menunjukkan kemampuan model untuk mengidentifikasi data dalam suatu kelas, khususnya rasio data yang diprediksi dengan benar terhadap semua data aktual dalam kelas tersebut.
4. *F1-score*: Metrik yang mencerminkan keseimbangan antara presisi dan *recall* dengan menggunakan rata-rata harmonik dari kedua metrik tersebut.
5. *Confusion matrix*: Matriks yang digunakan untuk menampilkan perbandingan antara label aktual dan label yang diprediksi model, sehingga mengungkapkan jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar dan salah di setiap kelas.



e-ISSN : 2356-2579 | p-ISSN : 1412-2693, DOI : 10.62411/tc.v25i3.16668

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan komentar pengguna YouTube yang diperoleh melalui proses *scraping* pada hari Kamis, 26 Februari 2026 dari video YouTube berjudul "Purbaya Targetkan RUU Redenominasi Rupiah Rampung Tahun 2027" yang diunggah oleh saluran Tribunnews pada November 2025. Data yang dianalisis mencakup komentar yang tersedia sejak video dipublikasikan hingga waktu pengambilan data menggunakan YouTube Data API v3. Dari proses tersebut, diperoleh data mentah sebanyak 1.755 komentar yang disimpan dalam format Comma-Separated Values (CSV) dengan mengekstrak empat atribut utama, yaitu *author*, *comment*, *likes*, dan *is_reply*, di mana karakteristik data hasil pengumpulan tersebut secara ringkas disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengumpulan Data

| *author* | *comment* | *likes* | *Is_reply* |
|---|---|---|---|
| @11122 | Benar pak memang rakyat mengharap redenominasi itu sangat setuju | 0 | FALSE |

### 3.2. *Preprocessing Data*

Tahap *preprocessing* menghasilkan dua format teks *komen_svm* dan *komen_bert*. Kolom *komen_svm* berisi teks yang lebih ringkas karena telah melalui proses normalisasi, penghapusan *stopword*, dan *stemming*. Sementara itu, kolom *komen_bert* mempertahankan struktur kalimat dan emoji untuk menjaga konteks komentar guna proses tokenisasi pada model IndoBERT dan IndoBERTweet. Kumpulan data, yang awalnya terdiri atas 1.755 komentar, berkurang setelah tahap *preprocessing* karena adanya data kosong, duplikat, atau data yang tidak memenuhi kriteria analisis sehingga diperoleh 1.606 komentar. Selanjutnya, dilakukan pemeriksaan relevansi secara manual dan 6 komentar yang tidak relevan dengan isu redenominasi rupiah dikeluarkan sehingga diperoleh 1.600 komentar. Setelah proses pelabelan, dilakukan deduplikasi akhir berdasarkan kombinasi kolom komen_svm, komen_bert, dan label sehingga 12 entri identik dihapus dan dataset akhir yang digunakan dalam pemodelan berjumlah 1.588 komentar.

Tabel 3. Hasil Preprocessing

| Komentar Asli | Hasil *Preprocessing* | |
|---|---|---|
| | *komen_svm* | *komen_bert* |
| Setuju bgt dgn redenominasi, tapi semoga ga terjadi inflasi krn faktor psikologis pasar 🙏🙏🙏 | setuju banget redenominasi semoga tidak jadi inflasi faktor psikologis pasar | setuju banget dengan redenominasi tapi semoga tidak terjadi inflasi karena faktor psikologis pasar 🙏🙏🙏 |

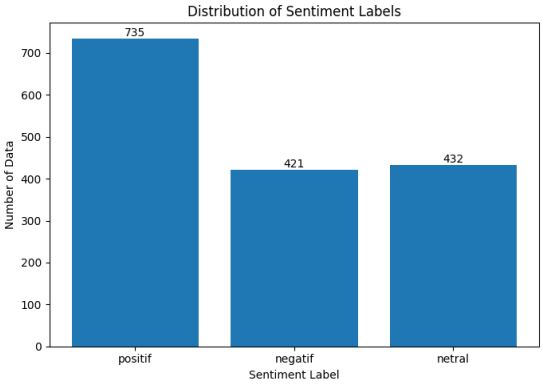
Berdasarkan Tabel 3, hasil untuk *komen_svm* lebih sederhana karena disesuaikan dengan persyaratan model SVM, yang menggunakan fitur TF-IDF. Sementara itu, hasil untuk *komen_bert* mempertahankan struktur kalimat sehingga model berbasis *Transformer* dapat memahami konteks teks dengan lebih baik.

### 3.3. Pelabelan Data

Berdasarkan hasil pelabelan, sebanyak 1.588 komentar dikategorikan ke dalam tiga kelas sentimen, yaitu 735 komentar positif, 421 komentar negatif, dan 432 komentar netral. Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2, sentimen positif merupakan kelas dengan jumlah terbanyak. Temuan ini menunjukkan bahwa komentar pada video YouTube yang digunakan sebagai sumber dataset dalam penelitian ini cenderung didominasi oleh tanggapan positif terhadap isu redenominasi rupiah.



e-ISSN : 2356-2579 | p-ISSN : 1412-2693, DOI : 10.62411/tc.v25i3.16668




Gambar 2. Distribusi Label

3.4. Data *Splitting*

Setelah proses validasi ulang dan penghapusan duplikat berdasarkan kolom *komen_svm*, *komen_bert*, dan label, jumlah data yang digunakan dalam eksperimen model adalah 1.588 komentar. Data dibagi menggunakan teknik stratified splitting dengan rasio 70% data pelatihan, 10% data validasi, dan 20% data pengujian. Teknik ini mempertahankan proporsi setiap kelas sentimen dalam setiap subset sehingga distribusi kelas di seluruh dataset pelatihan, validasi, dan pengujian tetap relatif konsisten. Sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Pembagian Data

| Dataset | Negatif | Netral | Positif | Total |
|---|---|---|---|---|
| Pelatihan | 295 | 302 | 514 | 1111 |
| Validasi | 42 | 43 | 74 | 159 |
| Pengujian | 84 | 87 | 147 | 318 |
| Total | 421 | 432 | 735 | 1588 |

Subset data uji yang sama digunakan pada seluruh model sehingga hasil evaluasi akhir dapat dibandingkan menggunakan data yang sama. Data pelatihan digunakan untuk melatih model, data validasi dimanfaatkan untuk menentukan konfigurasi atau model terbaik selama proses pelatihan, sedangkan data pengujian digunakan hanya pada tahap evaluasi akhir untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

3.5. Hasil Evaluasi Model

Evaluasi performa dilakukan terhadap empat model, yaitu Support Vector Machine, IndoBERT, IndoBERTweet, dan model *hybrid* IndoBERT–IndoBERTweet. Pengujian diukur menggunakan empat metrik utama, yaitu accuracy, Macro Precision, Macro Recall, dan Macro F1-score. Pada model *hybrid*, bobot IndoBERT dan IndoBERTweet dipilih berdasarkan nilai Macro F1 tertinggi pada data validasi untuk setiap *seed*. Bobot optimal yang diperoleh ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Bobot Optimal Model *Hybrid*

| *Seed* | Bobot IndoBERT | Bobot IndoBERTweet |
|---|---|---|
| 42 | 0,35 | 0,65 |
| 52 | 0,20 | 0,80 |
| 62 | 0,25 | 0,75 |

Berdasarkan evaluasi data validasi, bobot optimal untuk model *hybrid* berbeda-beda untuk setiap *seed*. Untuk *seed* 42, bobot untuk IndoBERT dan IndoBERTweet masing-masing adalah 0,35 dan 0,65. Untuk *seed* 52, bobot yang dipilih adalah 0,20 dan 0,80, sedangkan untuk *seed*



e-ISSN : 2356-2579 | p-ISSN : 1412-2693, DOI : 10.62411/tc.v25i3.16668

62, bobotnya adalah 0,25 dan 0,75. Bobot-bobot ini kemudian digunakan untuk menghasilkan prediksi pada data uji tanpa melakukan penyesuaian apa pun menggunakan data uji tersebut.

Tabel 6. Perbandingan Kinerja Model pada Data Uji

| Model | *Accuracy* | *Macro Precision* | *Macro Recall* | *Macro F1-Score* |
|---|---|---|---|---|
| Support Vector Machine | 0,6509 | 0,6137 | 0,6153 | 0,6139 |
| IndoBERT | 0,7327 | 0,7204 | 0,7135 | 0,7130 |
| IndoBERTweet | 0,7390 | 0,7274 | 0,7015 | 0,7093 |
| *Hybrid* IndoBERT–IndoBERTweet | 0,7673 | 0,7606 | 0,7429 | 0,7483 |

Berdasarkan evaluasi pada data uji, model *hybrid* dengan *seed* 42 memperoleh kinerja tertinggi dibandingkan SVM, IndoBERT, dan IndoBERTweet pada dataset dan skenario pengujian yang digunakan. Untuk mengamati variasi hasil *fine-tuning*, IndoBERT, IndoBERTweet, dan model *hybrid* selanjutnya dijalankan menggunakan *seed* 42, 52, dan 62. Ringkasan hasilnya ditunjukkan pada Tabel 7.

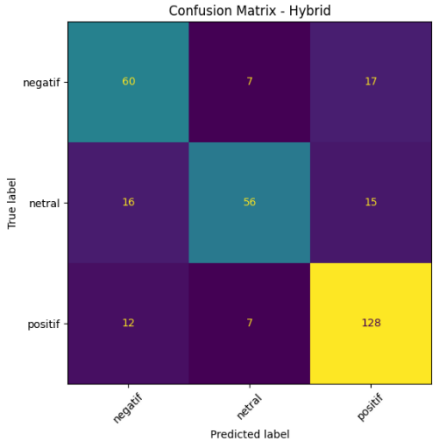
Tabel 7. Hasil Evaluasi Multi-*seed*

| Model | Accuracy Rerata ± SD | Macro F1 Rerata ± SD |
|---|---|---|
| IndoBERT | 0,7338 ± 0,0018 | 0,7085 ± 0,0074 |
| IndoBERTweet | 0,7453 ± 0,0063 | 0,7192 ± 0,0097 |
| *Hybrid* IndoBERT–IndoBERTweet | 0,7600 ± 0,0065 | 0,7374 ± 0,0096 |

Berdasarkan tiga *seed* yang digunakan dalam penelitian ini, model *hybrid* memperoleh nilai rata-rata *accuracy* dan *Macro F1-score* tertinggi dibandingkan IndoBERT dan IndoBERTweet. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pada dataset dan konfigurasi penelitian ini, penggabungan probabilitas kedua model melalui *weighted soft voting* menghasilkan nilai rata-rata *accuracy* dan *Macro F1-score* yang lebih tinggi dibandingkan kedua model tunggal pada tiga *seed* yang diuji. Namun, temuan ini masih terbatas pada dataset, konfigurasi, dan jumlah *seed* yang digunakan dalam penelitian ini.

### 3.6. Analisis *Confusion matrix*

Analisis *confusion matrix* dilakukan terhadap model *hybrid*. Model tersebut mengklasifikasikan dengan benar 60 dari 84 komentar negatif, 56 dari 87 komentar netral, dan 128 dari 147 komentar positif. Pada kelas negatif, 7 komentar diprediksi sebagai netral dan 17 sebagai positif. Pada kelas netral, 16 komentar diprediksi sebagai negatif dan 15 sebagai positif. Sementara itu, pada kelas positif, 12 komentar diprediksi sebagai negatif dan 7 sebagai netral.




Gambar 3. Confusion matrix Model *Hybrid* IndoBERT–IndoBERTweet



*e-ISSN : 2356-2579 | p-ISSN : 1412-2693, DOI : 10.62411/tc.v25i3.16668*

Berdasarkan Gambar 3, kelas positif memiliki jumlah prediksi benar terbanyak, yaitu 128 komentar. Sementara itu, kelas netral memiliki proporsi kesalahan paling tinggi dibandingkan kelas lainnya. Pada dataset penelitian ini, komentar netral cenderung sulit dibedakan karena dapat berbentuk informasi atau pertanyaan yang tetap mengandung kata-kata bernuansa positif maupun negatif.

Tabel 8. Contoh Kesalahan Prediksi Kelas Netral

| Komentar | Label Aktual | Prediksi | Analisis linguistik |
|---|---|---|---|
| "yaa itu tidak mengurangi beban rupiah namun itu cukup menyembunyikan beban rupiah tapi oke mantap" | Netral | Positif | Komentar mengandung negasi dan *mixed sentiment* sehingga model lebih menangkap bagian positif. |
| "untuk redenominasi sepertinya akan sulit di realisasikan karena redenominasi sebaiknya dil-akukan saat ekonomi stabil tidak harus sangat kuat tapi tidak dianjurkan ketika ekonomi sedang lemah atau inflasi tinggi tapi karena hara-pan target tercapai di tahun seharusnya ekonomi sudah cukup bagus untuk redenomi-nasi" | Netral | Negatif | Komentar mengandung *mixed sentiment*. Kata "sulit", "ekonomi lemah", dan "inflasi tinggi" memberi kecenderungan negatif, sedangkan frasa "hara-pan target tercapai" dan "ekonomi sudah cukup bagus" menunjukkan optimisme. Penggunaan kata penghubung "tapi" memperlihatkan peralihan dari kekhawatiran menuju hara-pan, sehingga sentimen kese-luruhan cenderung netral. |

3.7. Pembahasan

Berdasarkan pengujian pada *seed* 42, model *hybrid* IndoBERT–IndoBERTweet mem-peroleh nilai akurasi 76,73% dan Macro F1-score 74,83%, yang merupakan hasil tertinggi pada eksperimen ini. Berdasarkan akurasi, model *hybrid* diikuti oleh IndoBERTweet, IndoBERT, dan SVM, sedangkan berdasarkan Macro F1-score, model *hybrid* diikuti oleh IndoBERT, In-doBERTweet, dan SVM. Pengujian pada *seed* 42, 52, dan 62 juga menunjukkan bahwa model *hybrid* memiliki nilai rata-rata *accuracy* dan *Macro F1-score* tertinggi pada dataset dan konfig-urasi yang digunakan. Pada dataset, konfigurasi, dan *seed* yang diuji, penggabungan probabilitas IndoBERT dan IndoBERTweet melalui weighted soft voting memperoleh nilai evaluasi yang lebih tinggi dibandingkan model tunggal yang diuji. Namun, hasil ini belum dapat digeneralisasi-kan karena penelitian hanya menggunakan komentar dari satu video YouTube, konfigurasi model tertentu, dan jumlah *seed* yang terbatas. Pada model *hybrid*, kelas netral masih memiliki tingkat kesalahan prediksi yang relatif tinggi. Analisis komentar menunjukkan bahwa pertanyaan, negasi, dan *mixed sentiment* dapat menyebabkan komentar netral diprediksi sebagai positif atau negatif.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini membandingkan kinerja SVM, IndoBERT, IndoBERTweet, dan *hybrid* In-doBERT–IndoBERTweet dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube mengenai re-denominasi rupiah. Pada *seed* 42, model *hybrid* memperoleh kinerja tertinggi dengan akurasi 76,73% dan Macro F1-score 74,83%, sedangkan pengujian pada *seed* 42, 52, dan 62 menghasilkan rata-rata *accuracy* 76,00% ± 0,65% dan *Macro F1-score* 73,74% ± 0,96%. Hasil ini menunjukkan bahwa pada dataset dan konfigurasi penelitian ini, metode *weighted soft voting* cenderung memberikan kinerja lebih baik dibandingkan model tunggal. Kelas netral masih relatif sulit diklasifikasikan karena adanya pertanyaan, negasi, dan *mixed sentiment*. Penelitian ini terbatas pada 1.588 komentar dari satu video YouTube, distribusi kelas yang tidak sepenuhnya



e-ISSN : 2356-2579 | p-ISSN : 1412-2693, DOI : 10.62411/tc.v25i3.16668

seimbang, penggunaan satu pembagian data, serta belum adanya pengujian lintas waktu dan topik. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data yang lebih besar dan beragam dari beberapa video atau kanal, menerapkan beberapa pembagian data atau validasi silang, serta menguji metode *hybrid* lain seperti *stacking* dan *majority voting*.

## REFERENSI


[1] N. B. Soleh and S. Herianingrum, "Redenomination: A Critical Review of Islamic Economics Based on Maqashid Sharia," *Airlangga J. Innov. Manag.*, vol. 6, no. 2, pp. 378–393, 2025, doi: 10.20473/ajim.v6i2.72671.

[2] M. Arsyad, "Dampak Redenominasi Rupiah terhadap Penyajian Laporan Keuangan Audited," *AKUNSIKA J. Akunt. dan Keuang.*, vol. 4, no. 2, pp. 57–62, 2023, doi: 10.31963/akunsika.v4i2.4277.

[3] B. P. Aulia, K. A. Pamungkas, L. M. Mauboy, and T. K. Wijayanti, "Forecasting Money Supply Menggunakan Metode GARCH untuk Kebijakan Redenominasi Indonesia," *J. BPPK*, vol. 17, no. 2, pp. 37–50, 2024.

[4] R. Rizaldi and Y. Zamaya, "Perception of Micro, Small and Medium Enterprises (MSMEs) in Pekanbaru towards the Rupiah Redenomination Policy Plan," *Sosio e-Kons*, vol. 17, no. 1, pp. 30–41, 2025, doi: 10.30998/sosioekons.v17i1.27766.

[5] A. Rustanta, S. Dwi Putranto, and P. Huang, "Maintaining the Digital Public Space: Communication Ethics and Regulatory Challenges in the TikTok Era," *J. Komun.*, vol. 17, no. 1, pp. 63–83, 2025, doi: 10.24912/jk.v17i1.32927.

[6] B. Mulyono, I. Affandi, K. Suryadi, and C. Darmawan, "Online civic engagement through social media: An analysis of Twitter's big data," *Cakrawala Pendidik.*, vol. 42, no. 1, pp. 12–26, 2023, doi: 10.21831/cp.v42i1.54201.

[7] B. Wicaksono and V. R. S. Nastiti, "Analisis Sentimen dalam Opini Publik di Chanel Youtube Indonesia Lawyers Club Tentang Isu Populer dengan Menggunakan Metode LSTM dan Bi-LSTM," *J. Algoritm.*, vol. 21, no. 2, pp. 241–251, 2024, doi: 10.33364/algoritma/v.21-2.1696.

[8] A. N. A. Saputra, R. E. Saputro, and D. I. S. Saputra, "Enhancing Sentiment Analysis Accuracy Using SVM and Slang Word Normalization on YouTube Comments," *Sink. J. dan Penelit. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 687–699, 2025, doi: 10.33395/sinkron.v9i2.14613.

[9] O. I. Gifari, M. Adha, I. R. Hendrawan, and F. F. S. Durrand, "Analisis Sentimen Review Film Menggunakan TF-IDF dan Support Vector Machine," *J. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 1, pp. 36–40, 2022, doi: 10.46229/jifotech.v2i1.330.

[10] J. E. Br Sinulingga and H. C. K. Sitorus, "Analisis Sentimen Opini Masyarakat terhadap Film Horor Indonesia Menggunakan Metode SVM dan TF-IDF," *J. Manaj. Inform.*, vol. 14, no. 1, pp. 42–53, 2024, doi: 10.34010/jamika.v14i1.11946.

[11] V. B. Lestari and C. A. Hutagalung, "Evaluation of TF-IDF Extraction Techniques in Sentiment Analysis of Indonesian-Language Marketplaces Using SVM, Logistic Regression, and Naive Bayes," *J. Comput. Sci. Appl.*, vol. 8, no. 1, pp. 36–44, 2025, doi: 10.21009/j-koma.v8i1.05.

[12] N. N. A. Aryanti and O. Suria, "Analisis Sentimen terhadap Pemutusan Hubungan Kerja di Indonesia: Komparasi IndoBERT dengan SVM, Random Forest, dan Decision Tree dengan Optimasi TF-IDF," *RABITJ. Teknol. dan Sist. Inf. Univrab*, vol. 10, no. 2, pp. 1158–1176, 2025, doi: 10.36341/rabit.v10i2.6364.

[13] W. V. Meilasaroh, A. E. Pajri, and D. Nurdiansyah, "Analisis Sentimen Publik Terhadap ChatGPT: Perbandingan Logistic Regression Dan Distilbert," *Decod. J. Pendidik. Teknol. Inf.*, vol. 6, no. 2, pp. 308–320, 2026, doi: 10.51454/decode.v6i2.1644.

[14] M. F. Kono, I. N. Fajri, and Y. Pristyanto, "Public Sentiment Analysis on Corruption




e-ISSN : 2356-2579 | p-ISSN : 1412-2693, DOI : 10.62411/tc.v25i3.16668

Issues in Indonesia Using IndoBERT Fine-Tuning, Logistic Regression, and Linear SVM," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 5, pp. 2616–2628, 2025, doi: 10.30871/jaic.v9i5.10537.

[15] R. Nugraha and S. Febriani, "Analisis Sentimen Topik #Kaburajadulu di Platform X Berbasis Model IndoBERTweet," *J. Mandalika Lit.*, vol. 6, no. 3, pp. 1084–1095, 2025, doi: 10.36312/jml.v6i3.5338.

[16] V. D. Setiawan, D. U. Iswavigra, and E. Anggiratih, "Implementation of IndoBERT for Sentiment Analysis of the Constitutional Court's Decision Regarding the Minimum Age of Vice Presidential Candidates," *Sci. J. Informatics*, vol. 12, no. 3, pp. 397–406, 2025, doi: 10.15294/sji.v12i3.26320.

[17] N. Maulida, N. Suarna, and W. Prihartono, "Analisis Ulasan Sentimen Aplikasi Mobile JKN Dengan Algoritma Support Vector Machine Berbasis Particle Swarm Optimization," *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 1651–1658, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.9105.

[18] M. I. Sa'ad, L. Muflikhah, and F. A. Bachtiar, "Perbandingan SVM dan IndoBERT untuk Analisis Sentimen Layanan Akademik Mahasiswa," *Bull. Inf. Technol.*, vol. 7, no. 2, pp. 265–277, 2026, doi: 10.47065/bit.v7i2.2913.

[19] A. S. N. Chairat, R. Rizal, and H. Himawan, "Comparative Sentiment Analysis of YouTube Comments on Indonesia's Electric Vehicle Incentive Policy Using TF-IDF and IndoBERTweet Models," *J. Tek. Inform.*, vol. 6, no. 6, pp. 5988–6002, 2025, doi: 10.52436/1.jutif.2025.6.6.5499.

[20] U. I. Shabrina, M. I. Java, and S. Rochimah, "Optimizing Sentiment Analysis in Educational YouTube Videos: A Comparative Study of RoBERTa and Multinomial Naive Bayes," *JUTI J. Ilm. Teknol. Inf.*, vol. 22, no. 2, pp. 83–90, 2024, doi: 10.12962/j24068535.v22i2.a1204.

[21] N. C. Majid and A. D. Indriyanti, "Analisis Sentimen Terhadap RUU TNI Di Platform X (Twitter) Menggunakan Metode Ensemble Berbasis Naïve Bayes Dan Support Vector Machine," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 7, no. 2, pp. 426–434, 2025.



e-ISSN : 2356-2579 | p-ISSN : 1412-2693, DOI : 10.62411/tc.v25i3.16668