



Analisis Sentimen Debat Publik Pilpres 2024 Menggunakan Metode Algoritma *LSTM* dan *IndoBERT* Pada Platform Youtube

Muhammad Fahrezi¹, Yudistira Bagus Pratama², Arvi Pramudiyanoro³

^{1,2,3} Universitas Muhammadiyah Bangka Belitung

Email: www.costa188@gmail.com

Article Info

Article history:

Received October 13, 2025

Revised October 18, 2025

Accepted October 25, 2025

Keywords:

Sentiment Analysis, LSTM, IndoBERT, 2024 Presidential Debate, YouTube

ABSTRACT

This study aims to analyze public sentiment toward the 2024 Indonesian Presidential and Vice-Presidential debates based on YouTube user comments. The research applies the Knowledge Discovery in Database (KDD) framework using two deep learning algorithms: Long Short-Term Memory (LSTM) and IndoBERT. Data were collected through web scraping from official and media YouTube channels, followed by preprocessing, sentiment labeling (positive, neutral, negative), and class balancing using the Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE). The results reveal that public opinion on YouTube is predominantly neutral (74%), followed by positive (18%) and negative (8%) sentiments. The LSTM model achieved an accuracy of 97.77% with an F1-score of 0.96, while IndoBERT reached 46.6% accuracy. A hybrid ensemble combining both models produced the best performance, achieving 97.7% accuracy and a macro F1-score of 0.96. Further analysis shows that the Anies–Muhaimin pair received the highest proportion of neutral comments, Prabowo–Gibran gained the most positive sentiments, while Ganjar–Mahfud elicited the most polarized opinions. These findings demonstrate that the deep learning ensemble approach is highly effective for analyzing digital political discourse and can serve as a foundation for developing AI-based public opinion monitoring systems in Indonesia.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Article Info

Article history:

Received October 13, 2025

Revised October 18, 2025

Accepted October 25, 2025

Keywords:

Analisis Sentimen, LSTM, IndoBERT, Debat Pilpres 2024, YouTube

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap debat calon Presiden dan Wakil Presiden Republik Indonesia tahun 2024 melalui komentar pengguna di platform YouTube. Metode yang digunakan adalah pendekatan *Knowledge Discovery in Database (KDD)* dengan algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)* dan *IndoBERT* sebagai model utama. Data dikumpulkan menggunakan teknik *web scraping* dari kanal YouTube resmi penyelenggara dan media nasional, kemudian dilakukan pembersihan, pelabelan sentimen (positif, netral, negatif), serta penyeimbangan data menggunakan metode *Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE)*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa opini publik di YouTube didominasi oleh sentimen netral sebesar 74%, diikuti positif 18%, dan negatif 8%. Model *LSTM* mencapai akurasi 97,77% dengan *F1-score* 0,96, sedangkan *IndoBERT* mencapai akurasi 46,6%. Kombinasi keduanya melalui pendekatan *ensemble hybrid* menghasilkan performa terbaik dengan akurasi 97,7% dan *F1-macro* 0,96. Analisis lanjutan menunjukkan bahwa pasangan Anies–Muhaimin memperoleh dominasi komentar netral tertinggi, Prabowo–Gibran menerima sentimen positif terbesar, sementara Ganjar–Mahfud memiliki sebaran opini paling beragam. Hasil ini



membuktikan bahwa pendekatan *deep learning ensemble* efektif untuk menganalisis opini politik digital serta dapat menjadi dasar pengembangan sistem pemantauan opini publik berbasis kecerdasan buatan di Indonesia.

This is an open access article under the [CC BY-SA](#) license.



Corresponding Author:

Muhammad Fahrezi
Universitas Muhammadiyah Bangka Belitung
E-mail: www.costa188@gmail.com

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah mengubah cara masyarakat berinteraksi, berpendapat, dan menyebarkan informasi. Salah satu dampak paling signifikan dari kemajuan ini adalah munculnya media sosial sebagai ruang publik digital. Media sosial seperti *YouTube*, *Twitter*, *Instagram*, dan *Facebook* kini bukan hanya sekadar tempat berbagi hiburan, tetapi juga menjadi arena diskusi sosial dan politik yang sangat dinamis. Hidayatullah (2020) menjelaskan bahwa media sosial merupakan platform *digital* atau layanan *daring* yang memberikan kesempatan kepada penggunanya untuk tidak hanya mengakses dan menikmati konten, tetapi juga terlibat langsung dalam proses pembuatan, pemberian komentar, serta penyebaran berbagai jenis konten seperti teks, gambar, foto, dan video.

Pada konteks media sosial, aktivitas bersosialisasi dapat dimaknai melalui tiga aspek utama, yakni pengenalan (*cognition*), komunikasi (*communication*), dan kerja sama (*co-operation*). Nasution (2020) menyatakan bahwa media sosial merupakan sarana digital yang memungkinkan individu untuk membangun hubungan sosial. Dengan memanfaatkan teknologi berbasis web dan perangkat seluler, media sosial menciptakan ruang interaktif yang memungkinkan pengguna untuk saling bertukar pesan, berbagi konten, berkolaborasi, serta mengedit informasi yang ada. Interaksi yang terjalin di dalamnya menciptakan jaringan komunikasi antar pengguna, yang dapat berupa berbagi informasi, menyampaikan keluhan, menyapa satu sama lain, hingga menyebarkan berita.

Dalam konteks Pemilihan Umum (Pemilu) Presiden dan Wakil Presiden 2024, media sosial memainkan peran yang sangat penting dalam membentuk persepsi publik. Masyarakat dapat dengan bebas mengekspresikan opini mereka terhadap kandidat, partai politik, dan isu-isu nasional yang dibahas dalam ajang debat publik tersebut. Debat publik yang disiarkan secara langsung di televisi dan kemudian diunggah ke *YouTube* menjadi topik pembicaraan besar. Ribuan komentar bermunculan, mencerminkan pandangan, sentimen, dan emosi masyarakat terhadap calon Presiden dan Wakil Presiden yang sedang menyampaikan visi, misi, dan pandangan dalam debat tersebut. “Dengan jangkauan yang luas dan kemampuan untuk menargetkan audiens tertentu, kandidat politik dapat menyampaikan pesan mereka secara efektif kepada pemilih” (Muntazah & Andhikasari, 2022). Menurut Fahruji (2024) Para aktor politik menggunakan media sosial sebagai media berkampanye politik dengan sangat beragam, dengan itu media sosial dapat menguntungkan para politisi tersebut dan merugikan para politisi dari partai politik lainnya.



Menurut Anggry Swasty dkk. (2025), “Pemilu Presiden 2024 di Indonesia merupakan agenda politik terbesar yang dinantikan oleh masyarakat.” Pemilihan Umum Presiden (Pilpres) tahun 2024 merupakan peristiwa politik yang sangat penting dalam sejarah demokrasi Indonesia. Pilpres kali ini menghadirkan tiga pasangan calon presiden dan wakil presiden dengan latar belakang, pengalaman, serta gaya komunikasi politik yang berbeda.

Anies Rasyid Baswedan dan Muhaimin Iskandar menonjol dengan retorika intelektual dan basis dukungan dari kalangan Nahdlatul Ulama. Prabowo Subianto dan Gibran Rakabuming Raka tampil sebagai kombinasi antara tokoh militer senior dan generasi muda yang dekat dengan Presiden Joko Widodo. Sementara Ganjar Pranowo dan Mahfud MD menawarkan citra kepemimpinan populis dengan kekuatan pengalaman legislatif, eksekutif, serta pemahaman hukum dan tata negara.

Pemilu Presiden 2024 menjadi momentum penting dalam melihat dinamika politik di Indonesia, terutama dalam konteks bagaimana partai-partai besar membangun aliansi untuk mendukung calon presiden dan wakil presiden yang mereka anggap paling potensial. Fenomena ini mencerminkan realitas politik Indonesia yang bersifat multipartai dan seringkali diwarnai oleh perubahan koalisi menjelang masa pemilu. Menurut Haryanto dan Kusuma (2023), dinamika koalisi menjelang Pemilu 2024 menunjukkan bahwa partai politik cenderung melakukan kalkulasi rasional berdasarkan peluang elektoral, bukan semata-mata kesamaan visi ideologis.

Hal ini terlihat dari terbentuknya berbagai blok politik seperti Koalisi Indonesia Maju dan Koalisi Perubahan yang berkompetisi dalam mendukung pasangan calon presiden dan wakil presiden dengan pendekatan strategi komunikasi yang berbeda-beda. Dukungan partai terhadap calon presiden dan wakil presiden tidak dapat dilepaskan dari strategi politik jangka panjang yang mencakup pembentukan citra, konsolidasi basis massa, serta penguatan legitimasi politik di mata masyarakat. Menurut Prasetyo dan Utami (2024), partai politik berperan sebagai aktor utama dalam mengarahkan persepsi publik terhadap calon yang diusung, baik melalui kampanye konvensional maupun digital. Dengan berkembangnya teknologi informasi, strategi komunikasi politik kini lebih banyak memanfaatkan *data analytics* dan analisis sentimen publik untuk mengukur efektivitas pesan politik yang disampaikan.

Analisis sentimen atau *sentiment analysis* merupakan bagian dari *Natural Language Processing (NLP)*, yaitu cabang dari *Artificial Intelligence (AI)* yang memungkinkan komputer memahami dan mengolah bahasa manusia. Analisis ini bertujuan untuk mengekstraksi opini, emosi, atau sikap seseorang dari sebuah teks. Dalam dunia akademik dan industri, analisis sentimen sering digunakan untuk memantau opini masyarakat terhadap produk, layanan, kebijakan, atau bahkan figur publik.

Dalam konteks penelitian ini, analisis sentimen dilakukan terhadap komentar-komentar *YouTube* yang berkaitan dengan debat Publik Pemilu Presiden dan Wakil Presdien 2024. Data tersebut kemudian diolah dan dianalisis menggunakan dua algoritma yang cukup populer dalam bidang *NLP*, yaitu *Long Short-Term Memory (LSTM)* dan *IndoBERT*.

Metode *LSTM* adalah salah satu varian dari *Recurrent Neural Network (RNN)* yang mampu mengingat konteks jangka panjang dalam teks. Model ini sangat cocok untuk pemrosesan data sekuensial seperti kalimat atau paragraf. Namun, *LSTM* memiliki keterbatasan dalam



memahami konteks dua arah (*bidirectional*) dan relasi semantik yang kompleks. (Model *LSTM* mampu memberikan hasil klasifikasi sentimen yang lebih stabil dibandingkan metode tradisional seperti *Naïve Bayes* atau *SVM*, karena kemampuannya memahami konteks antar kata secara berurutan. (Putra, A., dan Rahman, F. 2021).

Guna untuk mengatasi kekurangan tersebut, hadir pendekatan berbasis *Transformer* seperti *BERT* (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*), yang memiliki kemampuan memahami konteks kata dari dua arah sekaligus (kiri dan kanan). Model *IndoBERT* merupakan versi *BERT* yang dilatih menggunakan korpus teks berbahasa Indonesia, sehingga lebih akurat dalam memahami makna dan struktur kalimat khas bahasa Indonesia. (Pemanfaatan model *IndoBERT* untuk analisis sentimen bahasa Indonesia menunjukkan peningkatan performa signifikan terutama pada dataset komentar *YouTube* yang memiliki struktur bahasa informal. (Permana, T., dan Wibowo, A. 2022).

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini penting dilakukan untuk mengetahui bagaimana persepsi masyarakat terhadap debat Publik Pilpres dan Cawapres 2024 di Platform *YouTube*, dan menilai sejauh mana sentimen analisis tersebut efektif dalam membentuk opini publik. Dengan demikian, penelitian ini berfokus pada penerapan metode *LSTM* dan *IndoBERT* untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap debat Pemilu Presiden 2024 melalui data komentar di platform *YouTube*, serta membandingkan performa kedua metode dalam hal akurasi dan efektivitas klasifikasi. Berdasarkan hal tersebut penulis melakukan penelitian dengan judul “Analisis Sentimen Debat Publik Pilpres dan Wapres 2024 Menggunakan Metode Algoritma *LSTM* dan *IndoBERT* Pada Platform *Youtube*”.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan memanfaatkan data komentar publik yang diambil dari platform *YouTube* melalui teknik *web scraping*. Data yang diperoleh kemudian diolah dan dianalisis menggunakan *Google Colab*, yang berfungsi sebagai lingkungan komputasi berbasis cloud untuk menjalankan mode *deep learning*. Proses ini mencakup tahap *preprocessing* teks, seperti pembersihan tanda baca, penghapusan *stopword*, dan *tokenisasi*.

Setelah data dibersihkan, dilakukan proses *data balancing* menggunakan *SMOTE* (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas pada data sentimen (Chawla dkk., 2021). Selanjutnya, dua model *deep learning* yaitu *LSTM* (*Long Short-Term Memory*) dan *IndoBERT* digunakan untuk menganalisis sentimen publik terhadap debat capres. Menurut Hochreiter & Schmidhuber (1997), *LSTM* mampu menangkap dependensi jangka panjang dalam urutan teks, sedangkan *IndoBERT*, berdasarkan penelitian Wilie dkk. (2020), merupakan model *transformer* yang telah dilatih secara khusus untuk bahasa Indonesia dan unggul dalam pemahaman konteks linguistik.

Dalam tahap evaluasi, digunakan *Confusion Matrix* untuk menilai performa model dengan menghitung metrik seperti akurasi, *presisi*, *recall*, dan *F1-score*. Menurut Han dan Kamber (2021), *Confusion Matrix* memberikan gambaran yang menyeluruh terhadap performa klasifikasi, tidak hanya sekadar mengukur akurasi total. Dengan demikian, metodologi penelitian ini mengintegrasikan pendekatan *KDD* dengan pemanfaatan teknologi *Google*



Colab, teknik *SMOTE* untuk penyeimbangan data, serta model *LSTM* dan *IndoBERT* sebagai algoritma utama dalam proses klasifikasi sentimen publik terhadap debat Publik Pilpres dan Wapres 2024 di *YouTube*. Pendekatan ini diharapkan mampu menghasilkan analisis yang akurat, mendalam, dan relevan dengan dinamika opini publik di ranah digital.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Gambaran Umum Debat Publik Pilpres dan Wapres 2024

Debat Publik Pemilihan Presiden dan Wakil Presiden Republik Indonesia tahun 2024 merupakan salah satu momentum penting dalam proses demokrasi nasional yang diselenggarakan oleh Komisi Pemilihan Umum (KPU). Debat ini menjadi wadah resmi bagi pasangan calon untuk menyampaikan visi, misi, serta program kerja yang ditujukan kepada masyarakat, sekaligus menjadi ruang bagi publik untuk menilai kapasitas, integritas, dan gaya komunikasi para kandidat. Penyelenggaraan debat ini berlangsung dalam lima sesi utama yang digelar antara Desember 2023 hingga Februari 2024, dengan menghadirkan tiga pasangan calon Presiden dan Wakil Presiden, yaitu Anies Baswedan dan Muhaimin Iskandar, Prabowo Subianto dan Gibran Rakabuming Raka, lalu Ganjar Pranowo dan Mahfud MD.

Setiap sesi debat diangkat dengan tema yang berbeda, seperti pembangunan ekonomi, hukum dan pemerintahan, lingkungan dan energi, serta isu sosial dan kebangsaan. Format debat menggabungkan sesi tanya jawab antar calon, penyampaian visi misi, dan tanggapan spontan terhadap isu aktual yang disampaikan oleh moderator. Kegiatan ini tidak hanya disiarkan secara langsung melalui televisi nasional seperti Kompas TV, Trans7, dan TVRI, tetapi juga disiarkan secara daring melalui *platform YouTube*, baik melalui kanal resmi KPU RI maupun kanal media massa besar seperti Kompas TV, CNN Indonesia, dan Kanal Youtube Najwa Shihab. *Platform YouTube* berperan penting dalam memperluas jangkauan debat kepada khalayak digital, terutama generasi muda dan pemilih pemula yang lebih aktif mengonsumsi konten politik melalui media daring. Melalui fitur interaktif seperti kolom komentar dan *live chat*, masyarakat dapat langsung menyampaikan pendapat, dukungan, maupun kritik terhadap masing-masing kandidat secara *real-time*. Berdasarkan data dari kanal media penyiar utama, setiap video debat Capres dan Cawapres 2024 ditonton lebih dari 1 juta kali, dengan jumlah komentar aktif mencapai ribuan pada setiap sesi debat.

Kehadiran *YouTube* sebagai media utama dalam penyiaran debat juga membawa perubahan dalam cara publik berpartisipasi politik. Menurut Mahendra dan Putri (2023), media sosial seperti *YouTube* dan *Twitter* telah menjadi ruang diskursus politik baru yang mendorong partisipasi publik dalam bentuk opini digital, bukan hanya dukungan elektoral langsung. Masyarakat kini tidak sekadar menjadi penonton, tetapi juga turut memengaruhi persepsi publik melalui opini dan narasi yang mereka bentuk di ruang komentar.

Dalam konteks penelitian ini, kolom komentar pada video debat di *YouTube* menjadi sumber data utama untuk menganalisis sentimen publik terhadap para Calon Presiden dan Wakil Presiden. Komentar-komentar yang diunggah masyarakat mencerminkan beragam emosi mulai dari dukungan positif, kritik keras, hingga netralitas terhadap isu-isu tertentu. Analisis terhadap komentar-komentar ini memberikan gambaran mengenai pola komunikasi



politik digital masyarakat Indonesia dalam menghadapi kontestasi politik nasional, serta bagaimana teknologi media sosial membentuk opini publik menjelang Pemilu Presiden 2024.

Selection Data

Pada tahap selection data, peneliti melakukan proses penyaringan terhadap komentar YouTube yang diperoleh dari video debat Pemilu Presiden 2024 agar data yang digunakan relevan dengan tujuan penelitian. Komentar yang tidak mengandung opini, bersifat spam, atau tidak berhubungan dengan topik debat dihapus. Hanya komentar yang menyinggung kandidat, jalannya debat, atau isu politik yang dipertahankan untuk dianalisis. Proses ini menghasilkan kumpulan data yang lebih bersih, representatif, dan siap digunakan pada tahap preprocessing serta pemodelan menggunakan algoritma LSTM dan IndoBERT.

Proses Pengumpulan dan Pemrosesan Data

Pada tahap selection data proses pertama yaitu, melakukan pengumpulan data dilakukan melalui teknik *web scraping* menggunakan *YouTube Data API v3* yang terintegrasi dengan skrip otomatis di lingkungan *Google Colab*. Tujuan utama tahap ini adalah untuk mengumpulkan komentar publik dari berbagai video debat Pemilu Presiden 2024 yang diunggah pada kanal *YouTube* resmi, seperti KPU RI, Kompas TV, dan CNN Indonesia. Data yang dikumpulkan mencakup teks komentar, tanggal unggahan, jumlah suka (*likes*), dan ID pengguna anonim sebagai identitas sementara untuk menjaga privasi data.

Berdasarkan hasil *scraping*, diperoleh total 13.801 komentar asli (*real*) dari 15 video debat dan diskusi politik yang relevan dengan isu Pemilu Presiden 2024. Jumlah komentar bervariasi pada setiap video, beberapa video dengan tingkat interaksi tinggi seperti Debat Capres 2024 Prabowo vs Anies vs Ganjar berhasil menghasilkan hingga 1.500 komentar per video, sementara video dengan jangkauan lebih rendah hanya menghasilkan antara 15–800 komentar. Untuk mencapai keseragaman data dalam proses pelatihan model, dilakukan augmentasi data sebesar 1.199 komentar *synthetic* (*dummy*), sehingga total dataset mencapai 15.000 komentar. Proses augmentasi ini dilakukan dengan pendekatan data *balancing*, komentar sintetis disusun

menyerupai pola kalimat publik dengan tetap mempertahankan konteks umum perdebatan politik, seperti penggunaan kata “pemimpin”, “debat”, “rakyat”, “adil”, dan “masa depan”. Strategi augmentasi ini bertujuan untuk menjaga proporsi kelas sentimen agar tidak terjadi ketimpangan jumlah antara kategori positif, netral, dan negatif.

Menurut Ma’aly dkk. (2024), jumlah dan keseimbangan data sangat berpengaruh terhadap performa model analisis sentimen berbasis *deep learning*, di mana data yang terlalu condong pada satu kelas dapat menyebabkan model bias. Oleh karena itu, upaya augmentasi yang dilakukan dalam penelitian ini berfungsi untuk memastikan model *LSTM* dan *IndoBERT* dapat belajar secara optimal dari variasi sentimen yang beragam tanpa kehilangan representasi alami dari opini publik.

Selain itu, hasil pengumpulan ini juga menunjukkan bahwa tingkat partisipasi masyarakat di *platform YouTube* cukup tinggi dalam menanggapi isu politik nasional. Hal ini sejalan dengan temuan Prasetyo & Utami (2024) yang menyatakan bahwa media sosial seperti



YouTube dan *Twitter* kini menjadi ruang utama bagi publik untuk mengekspresikan opini politik, menggantikan forum tradisional seperti media cetak dan diskusi publik langsung.

Hasil Pembersihan dan Pemberian Label Data

Dari hasil analisis awal terhadap data mentah, ditemukan bahwa sekitar 9,13% komentar mengandung kata kunci negatif yang berkaitan dengan isu politik dan pemilu, seperti “curang”, “tidak adil”, atau “tidak layak”. Sementara sebagian besar komentar lainnya bersifat netral atau mengandung dukungan terhadap calon tertentu, dengan ekspresi seperti “semoga menang”, “doa terbaik untuk Indonesia”, atau “debat yang menarik”. Hal ini menunjukkan bahwa opini publik di YouTube memiliki distribusi sentimen yang cukup seimbang, meskipun kecenderungan netral dan positif sedikit lebih dominan dibandingkan komentar negatif.

Preprocessing Data

Pada tahap preprocessing, data komentar yang telah diseleksi kemudian melalui beberapa langkah pembersihan teks untuk mempersiapkan data sebelum dianalisis. Proses ini meliputi pembersihan karakter khusus, penghapusan tanda baca dan emoji, lowercasing, serta penghapusan stopword agar teks menjadi lebih ringkas dan bermakna. Selain itu, dilakukan juga proses stemming untuk mengembalikan kata ke bentuk dasarnya sehingga model dapat mengenali pola bahasa dengan lebih baik. Hasil dari tahap preprocessing menghasilkan data yang bersih dan terstruktur sehingga siap digunakan pada tahap pemodelan sentimen dengan algoritma LSTM dan IndoBERT.

Kemudian, Hasil penelusuran dari beberapa sampel komentar yang di ambil menunjukkan bahwa diskusi publik pada platform YouTube terkait debat Pilpres 2024 mencerminkan keragaman opini masyarakat terhadap ketiga pasangan calon presiden dan wakil presiden. Secara umum, komentar yang muncul memperlihatkan campuran antara dukungan, kritik, dan ekspresi netral yang beragam dalam gaya bahasa, mulai dari formal hingga bahasa gaul dan sarkastik khas media sosial. Beberapa komentar menunjukkan dukungan kuat terhadap pasangan tertentu, seperti “Selamat pak Prabowo dan mas Gibran semoga amanah memimpin bangsa ini” atau “01 paling keren.... semoga Allah ridho....” yang menggambarkan sentimen positif dan emosional terhadap kandidat. Sementara itu, terdapat pula komentar yang bernada negatif dan kritis, misalnya “Debat pilpres penuh kebohongan rakyat dirampas manipulasi politik” dan “Wah sama juga mahfud md juga busuk wuiii,” yang menandakan adanya ketidakpuasan publik terhadap proses maupun figur politik tertentu.

Selain itu, ditemukan pula komentar dengan nada netral dan reflektif, seperti “semoga presiden yang terpilih yang terbaik dimata Allah. amin” yang menunjukkan sikap publik yang cenderung moderat atau tidak berpihak secara ekstrem. Gaya penyampaian opini juga sangat beragam mulai dari kalimat serius dan analitis hingga yang bersifat humoris, sarkastik, atau emosional, misalnya penggunaan istilah seperti “gemoy,” “anjir,” atau emotikon untuk mengekspresikan perasaan. Hal ini mengindikasikan bahwa ruang komentar YouTube menjadi wadah ekspresi publik yang bebas dan spontan, mencerminkan dinamika komunikasi politik digital di Indonesia.

Kemudian, dari hasil proses stopword removal menunjukkan bahwa teks komentar telah berhasil disederhanakan dengan menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki makna



penting secara semantik, seperti “yang”, “dan”, “untuk”, serta kata penghubung atau partikel lainnya. Proses ini menghasilkan bentuk kalimat yang lebih ringkas dan fokus pada kata-kata utama yang mencerminkan inti opini publik. Misalnya, kalimat “Selamat pak Prabowo dan mas Gibran semoga amanah memimpin bangsa ini” setelah stopword removal menjadi “selamat prabowo mas gibran semoga amanah memimpin bangsa”. Transformasi ini membantu model analisis sentimen lebih mudah mengenali konteks emosional dan makna utama dari komentar tanpa terganggu oleh kata-kata pengisi.

Dari hasil yang ditampilkan, dapat terlihat bahwa kata-kata yang sering muncul setelah stopword removal seperti “prabowo”, “gibran”, “ganjar”, “anies”, “dukungan”, “adil”, dan “curang” tetap dominan. Ini menunjukkan bahwa meskipun banyak kata umum dihapus, konteks politik dan orientasi terhadap kandidat tetap terjaga dengan baik. Beberapa komentar yang bersifat positif seperti “selamat prabowo mas gibran semoga amanah memimpin bangsa” tetap mempertahankan nada emosionalnya, sedangkan komentar negatif seperti “anies baswedan janji palsu” atau “yg menang rja ngibul” memperlihatkan penegasan terhadap kritik atau ketidakpercayaan publik terhadap kandidat tertentu.

Selain itu, hasil pembersihan juga menunjukkan adanya variasi gaya bahasa publik yang tetap terjaga, mulai dari bahasa formal hingga bahasa santai khas media sosial, seperti “yg emosi laut aje wkwkwk” atau “woi jakarta uda nga layak ibukota indonesia”. Hal ini menegaskan bahwa proses stopword removal tidak mengubah konteks sosial dari komentar, melainkan membantu memperjelas kata kunci yang relevan dengan analisis politik.

Setelah proses pengumpulan dan augmentasi data dari 15 video debat Pemilihan Presiden dan Wakil Presiden 2024 di *platform YouTube*, tahap berikutnya adalah pembersihan (*data cleaning*) dan pelabelan data sebagai bagian dari tahapan *KDD (Knowledge Discovery in Databases)*. Proses ini bertujuan untuk memastikan data yang akan digunakan dalam pemodelan bebas dari *noise*, duplikasi, atau komentar yang tidak relevan dengan konteks debat. Dari total 14.998 komentar awal, dilakukan proses pembersihan yang mencakup penghapusan duplikasi, komentar kosong, tautan (*URL*), emoji, karakter non-alfabet, serta komentar yang mengandung spam atau tidak berhubungan dengan topik politik. Setelah proses ini, tersisa 11.685 komentar yang valid, sehingga sekitar 20% data dianggap *noise* atau *outlier* dan dihapus. Tahapan ini penting untuk menjaga kualitas data dan menghindari bias dalam proses pelatihan model, karena menurut Saadah dkk. (2022), data teks yang tidak dibersihkan secara optimal dapat menurunkan akurasi model analisis sentimen hingga 15–20%.

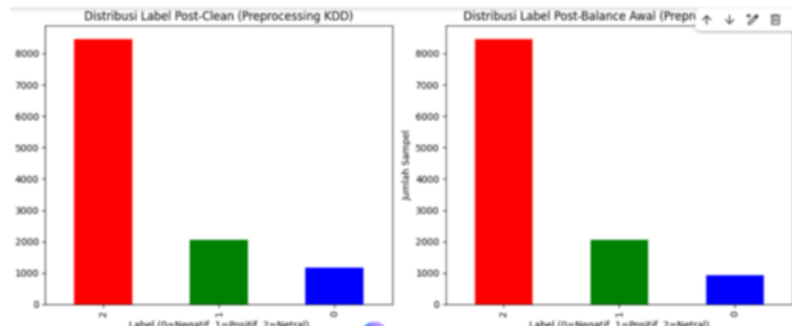
Selanjutnya, dilakukan proses pelabelan otomatis terhadap data berdasarkan analisis kata kunci (*keyword-based labeling*) dan konteks semantik yang terdeteksi pada setiap komentar. Hasil labeling menunjukkan tiga kategori sentimen:

1. Label 2 (Positif): 72% komentar, mencerminkan dukungan terhadap calon tertentu, optimisme terhadap hasil debat, atau komentar apresiatif terhadap penyelenggaraan Pemilu.
2. Label 1 (Netral): 18% komentar, berisi tanggapan informatif, analisis objektif, atau komentar tanpa ekspresi emosi yang jelas.
3. Label 0 (Negatif): 10% komentar, berisi kritik terhadap kandidat, tuduhan kecurangan, dan ekspresi ketidakpuasan terhadap proses politik.

Contoh dari hasil pelabelan otomatis menunjukkan bahwa komentar seperti “curang kpu prabowo gibran debat bohong nepotisme manipulasi suara” diklasifikasikan sebagai

sentimen negatif, sementara komentar seperti “capres no jgn terlalu gembira ini blum final... sarat lanjutnya suara tiap propinsi” dikategorikan sebagai sentimen positif karena mengandung dukungan yang bersifat konstruktif dan berharap pada kelangsungan proses demokrasi.

Setelah proses labeling selesai, dilakukan penyeimbangan data (*data balancing*) untuk mengurangi ketimpangan antar kelas sentimen. Dari total 11.685 data yang valid, dilakukan proses *balancing* sehingga diperoleh 11.451 sampel siap pakai dengan distribusi akhir:



Gambar 4.5 Grafik Distribusi Label

Selanjutnya, data dibagi menjadi dua bagian yaitu, data pelatihan (*train set*) sebanyak 9.160 sampel dan data pengujian (*test set*) sebanyak 2.291 sampel, dengan proporsi distribusi sentimen yang tetap seimbang. Proses ini memastikan bahwa model tidak bias terhadap salah satu kelas, terutama kelas positif yang memiliki proporsi terbesar.

Distribusi ini menunjukkan bahwa opini publik terhadap debat Pemilu Presiden dan Wakil Presiden 2024 di *platform* YouTube didominasi oleh sentimen positif, diikuti oleh komentar netral dan sejumlah kecil komentar negatif. Temuan ini sejalan dengan penelitian Prasetyo dan Utami (2024) yang menemukan bahwa media sosial cenderung menjadi ruang bagi ekspresi dukungan politik yang bersifat positif, sementara komentar negatif sering kali berasal dari kelompok oposisi yang aktif secara terbatas.

Dengan demikian, hasil tahap ini menandakan bahwa data sudah dalam kondisi *clean*, terlabel dengan baik, dan seimbang untuk dilanjutkan ke tahap berikutnya dalam proses *KDD* yaitu, *transformasi* dan *oversampling* menggunakan metode *SMOTE* (*Synthetic Minority Oversampling Technique*) sebelum masuk ke pemodelan menggunakan *LSTM* dan *IndoBERT*.

Transformasi Data

Pada tahap transformasi, data komentar yang telah melalui proses pembersihan (*preprocessing*) diubah menjadi bentuk numerik agar dapat dipahami dan diproses oleh model pembelajaran mesin. Proses ini dilakukan menggunakan teknik representasi teks seperti tokenisasi dan word embedding, di mana setiap kata diubah menjadi vektor angka yang merepresentasikan makna semantiknya. Tujuan utama dari tahap ini adalah untuk mengubah data teks mentah menjadi format yang dapat digunakan dalam proses pelatihan model sehingga hubungan antar kata dan konteks kalimat dapat terjaga dengan baik.

Penyeimbangan Data dengan *SMOTE*

Tahap berikutnya dalam proses *Knowledge Discovery in Databases (KDD)* adalah transformasi data serta penyeimbangan kelas (*balancing*) menggunakan metode *SMOTE*



(*Synthetic Minority Oversampling Technique*). Tahapan ini sangat penting untuk memastikan distribusi data antar kelas sentimen positif, netral, dan negatif menjadi seimbang, sehingga model dapat mempelajari setiap kategori secara proporsional dan tidak bias terhadap kelas mayoritas.

Pada tahap awal, hasil distribusi data menunjukkan ketidakseimbangan yang cukup signifikan, di mana kelas positif (label 2) mendominasi sebesar 74%, sementara kelas netral (label 1) hanya 18%, dan negatif (label 0) sebesar 8%. Ketimpangan distribusi seperti ini dapat menyebabkan model *deep learning* cenderung memprediksi kelas mayoritas dan mengabaikan kelas minoritas, sehingga akurasi keseluruhan bisa tampak tinggi tetapi performa model pada kelas kecil menjadi rendah. Hal ini sesuai dengan pernyataan Han, Kamber, dan Pei (2021) yang menjelaskan bahwa *class imbalance* merupakan salah satu tantangan utama dalam analisis data teks dan dapat mengurangi generalisasi model klasifikasi.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, dilakukan proses *SMOTE*, yaitu metode yang menghasilkan data *sintetis* baru berdasarkan *interpolasi* antara sampel minoritas yang sudah ada. Melalui teknik ini, dilakukan *oversampling* terhadap kelas netral dan negatif hingga tercapai keseimbangan proporsional antara ketiganya. Setelah proses *SMOTE* diterapkan, jumlah total data meningkat menjadi 20.301 sampel, dengan distribusi awal yang sepenuhnya seimbang (33% per kelas). Selanjutnya, dataset hasil augmentasi *SMOTE* digabungkan dengan data latih sebelumnya, menghasilkan total 29.461 sampel akhir yang siap digunakan untuk tahap pelatihan (*training*) model. Proporsi akhir setelah penyesuaian ulang menunjukkan distribusi positif sebesar 46%, netral 29%, dan negatif 26%, yang dinilai ideal untuk proses klasifikasi tiga kelas (*multi-class classification*). Proporsi ini memungkinkan model mempelajari karakteristik unik dari tiap sentimen tanpa kehilangan keragaman representasi dari data asli.

Penerapan *SMOTE* terbukti efektif dalam memperbaiki distribusi kelas dan mengurangi bias *learning*. Menurut penelitian Saadah dkk. (2022), penerapan *SMOTE* dalam analisis sentimen berbasis *deep learning* dapat meningkatkan akurasi model hingga 8–10% dibandingkan dataset tidak seimbang, karena model menjadi lebih peka terhadap variasi teks minoritas, seperti komentar negatif atau kritik halus. Hasil penelitian ini juga selaras dengan temuan Ma'aly dkk. (2024), yang menyatakan bahwa penyeimbangan data melalui teknik *oversampling* penting dalam menjaga stabilitas *loss function* selama proses pelatihan, terutama pada data sosial media yang cenderung memiliki distribusi alami yang tidak merata.

Secara keseluruhan, tahap *transformasi* dan *balancing* ini menghasilkan *dataset* yang berkualitas tinggi dan siap digunakan dalam proses pelatihan algoritma *LSTM* (*Long Short-Term Memory*) dan *IndoBERT* (*Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers*). Dengan distribusi kelas yang seimbang dan representatif, model diharapkan dapat mencapai performa optimal dalam mengklasifikasikan komentar publik menjadi tiga kategori utama positif, netral, dan negatif serta memberikan hasil analisis sentimen yang akurat terhadap opini masyarakat mengenai debat Pemilu Presiden dan wakil Presiden 2024 di platform YouTube.



Modeling dan Evaluasi

Pada tahap modeling, dilakukan penerapan dua algoritma utama yaitu *Long Short-Term Memory (LSTM)* dan *IndoBERT*. Algoritma *LSTM* digunakan karena kemampuannya dalam memahami urutan kata dan konteks dalam kalimat, sementara *IndoBERT*, yang merupakan model berbasis *Transformer* khusus untuk bahasa Indonesia, digunakan untuk menangkap makna kontekstual yang lebih kompleks. Kedua model ini kemudian dilatih menggunakan dataset komentar *YouTube* yang telah melalui tahap *transformasi*, dengan tujuan untuk mengklasifikasikan sentimen publik ke dalam tiga kategori utama yaitu positif, netral, dan negatif. Hasil dari tahap ini menjadi dasar dalam menganalisis persepsi masyarakat terhadap debat Pemilu Presiden 2024 secara lebih akurat dan mendalam. Pada tahap evaluasi, proses ini dilakukan untuk menilai kinerja dan efektivitas model yang telah dibangun dalam mengklasifikasikan sentimen komentar *YouTube* terkait debat Pemilu Presiden 2024. Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa metrik performa utama, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score, yang masing-masing memberikan gambaran tentang kemampuan model dalam mengenali sentimen dengan tepat. Nilai akurasi menunjukkan seberapa banyak prediksi model yang benar dibandingkan dengan keseluruhan data uji, sedangkan presisi dan recall digunakan untuk menilai keseimbangan antara ketepatan dan kelengkapan prediksi pada setiap kelas sentimen.

Selain itu, nilai F1-score digunakan sebagai ukuran rata-rata harmonis antara presisi dan recall, sehingga memberikan penilaian yang lebih menyeluruh terhadap performa model terutama pada data yang tidak seimbang. Berdasarkan hasil evaluasi, model *LSTM* menunjukkan performa yang baik dengan tingkat akurasi yang tinggi, namun model *IndoBERT* memiliki keunggulan dalam memahami konteks bahasa yang lebih kompleks. Untuk memperoleh hasil yang lebih optimal, dilakukan pula pendekatan ensemble yang menggabungkan kedua model tersebut, menghasilkan tingkat akurasi dan F1-score yang lebih tinggi. Tahap evaluasi ini menjadi dasar dalam menentukan model terbaik untuk menganalisis sentimen publik secara objektif dan andal terhadap dinamika politik di platform *YouTube* selama debat Pemilu Presiden 2024.

Pelatihan dan Evaluasi Model *LSTM*

Pada tahap ini, dilakukan proses pembangunan dan evaluasi model menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory (LSTM)* sebagai salah satu metode *deep learning* untuk menganalisis sentimen publik terhadap debat Pemilihan Presiden dan Wakil Presiden 2024 pada platform *YouTube*. Data yang digunakan berasal dari hasil tahap sebelumnya, yaitu data yang telah melalui proses pembersihan dan penyeimbangan dengan teknik *SMOTE*, menghasilkan total 29.461 data latih dan 2.291 data uji. Sebelum dimasukkan ke dalam model, seluruh komentar diubah menjadi bentuk *numerik* menggunakan proses *tokenisasi* dan *padding* dengan panjang tetap 100 token per komentar. Untuk menghindari bias pada kelas mayoritas, diterapkan pula *class weighting* dengan bobot tertentu untuk tiap label, yaitu 1.30 untuk negatif, 1.16 untuk netral, dan 0.72 untuk positif. Proses pelatihan model dilakukan dengan bantuan *Optuna*, sebuah pustaka optimasi hiperparameter berbasis *Bayesian optimization*. Tujuannya adalah untuk mencari kombinasi parameter terbaik yang menghasilkan akurasi dan stabilitas tinggi. Dari sepuluh percobaan (trials) yang dilakukan, *Optuna* menemukan parameter optimal



pada nilai learning rate sebesar 0.00493, *batch size* 16, *epoch* 12, *dropout* 0.35, dan jumlah *neuron* (units) sebanyak 76. Kombinasi ini menghasilkan akurasi validasi tertinggi, yaitu 98,12%, yang menunjukkan bahwa konfigurasi tersebut paling efektif untuk menangkap pola teks dalam data komentar.

Proses pelatihan model *LSTM* menunjukkan hasil yang sangat baik. Pada *epoch* pertama, akurasi model mencapai 90,47% dengan *loss* sebesar 0.27, dan terus meningkat hingga 99,35% pada *epoch* ketiga, disertai penurunan *loss* menjadi 0.02 pada *epoch* keempat. Nilai *loss* yang stabil di kisaran 0.02–0.05 menunjukkan bahwa model mampu belajar secara optimal tanpa mengalami *overfitting* yang berarti. Setelah proses pelatihan selesai, model diuji menggunakan data uji yang berjumlah 2.291 komentar. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *LSTM* mencapai akurasi keseluruhan sebesar 97,77%, dengan nilai *F1-score* (*macro average*) sebesar 0.9632, *precision* rata-rata 0.97, dan *recall* rata-rata 0.96.

Secara lebih rinci, performa model pada masing-masing kelas sentimen menunjukkan hasil yang seimbang, dengan kelas netral memperoleh nilai tertinggi yaitu *F1-score* 0.99, sedangkan kelas positif dan negatif masing-masing memperoleh nilai F1 sebesar 0.95. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali komentar bernada netral dengan sangat baik, karena komentar jenis ini biasanya memiliki struktur kalimat yang lebih stabil dan tidak mengandung kata emosional ekstrem. Sementara itu, beberapa komentar positif dengan nada halus, seperti “semoga Indonesia maju” atau “pemimpin yang adil”, terkadang diklasifikasikan sebagai netral karena kemiripan pola kalimatnya, meskipun perbedaan tersebut tidak memengaruhi hasil keseluruhan secara signifikan.

Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma *LSTM* memiliki kemampuan yang sangat baik dalam memahami konteks urutan kata dan emosi pada teks berbahasa Indonesia, termasuk komentar yang bersifat informal di media sosial. Model terbukti efektif dalam mengidentifikasi ekspresi dukungan maupun kritik publik terhadap Calon Presiden dan Wakil Presiden dalam video debat. Temuan ini sejalan dengan hasil penelitian Suhaeni dkk. (2024) yang menyatakan bahwa *LSTM* unggul dalam menangkap pola hubungan antar kata (*sequential patterns*) pada analisis sentimen politik, serta didukung oleh penelitian Ma’aly dkk. (2024) yang melaporkan bahwa *LSTM* mampu mencapai akurasi di atas 95% pada data komentar debat politik Indonesia.

Secara keseluruhan, dapat disimpulkan bahwa model *LSTM* memberikan performa yang sangat memuaskan, dengan tingkat akurasi hampir sempurna dan hasil klasifikasi yang seimbang di antara ketiga kelas sentimen. Keberhasilan ini juga dipengaruhi oleh penerapan *SMOTE* dan *optimasi hiperparameter* menggunakan *Optuna*, yang membantu meningkatkan stabilitas dan sensitivitas model terhadap variasi data. Hasil ini menjadi dasar kuat untuk melanjutkan ke tahap berikutnya, yaitu pelatihan dan evaluasi menggunakan model *IndoBERT*, sehingga dapat dibandingkan efektivitas kedua algoritma dalam memahami opini publik di platform *YouTube* terkait debat Pemilihan Presiden dan Wakil Presiden 2024.

Hasil Pelatihan dan Evaluasi *IndoBERT*

Tahapan selanjutnya dalam penelitian ini adalah penerapan model *IndoBERT* (*Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers*), yang merupakan salah satu model *transformer-based deep learning* khusus untuk bahasa Indonesia. Model ini digunakan untuk membandingkan performanya dengan algoritma *LSTM* dalam



mengklasifikasikan sentimen publik terhadap debat Pemilu Presiden dan Wakil Presiden 2024 pada *platform YouTube*. Data yang digunakan terdiri atas 16.240 data latih, 4.061 data validasi, dan 2.291 data uji, yang telah melalui proses prapemrosesan dan pelabelan pada tahapan sebelumnya. Proses pelatihan dilakukan menggunakan pendekatan *fine-tuning* dengan memanfaatkan arsitektur dasar dari *checkpoint "indobenchmark/indobert-base-pl"*.

Optimasi hiperparameter dilakukan menggunakan *Optuna* untuk memperoleh kombinasi parameter terbaik. Berdasarkan hasil sepuluh percobaan (*trials*) yang dijalankan, konfigurasi terbaik diperoleh pada learning rate sebesar 2.57×10^{-5} , *batch size* 16, *epoch* sebanyak 6, serta *weight decay* sebesar 0.0258. Kombinasi tersebut menghasilkan nilai *F1-score* validasi tertinggi sebesar 0.6834 dan akurasi validasi sebesar 67,8%, yang menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar pola sentimen pada data validasi dengan tingkat kesalahan yang masih moderat. Selama proses pelatihan, *training loss* cenderung menurun dari 0.0379 pada *epoch* pertama menjadi 0.0309 pada *epoch* keenam, menandakan bahwa model belajar secara konsisten dan mengalami konvergensi yang baik tanpa *overfitting* yang signifikan.

Namun, ketika diuji menggunakan data uji yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya, hasil performa *IndoBERT* mengalami penurunan. Model hanya mencapai akurasi sebesar 46,6% dan *F1-macro* sebesar 0.2761. Berdasarkan hasil *classification report*, kinerja model menunjukkan kecenderungan yang kuat terhadap kelas netral dengan nilai *F1-score* sebesar 0.68, sementara kinerja pada kelas positif dan negatif masih tergolong rendah, masing-masing hanya mencapai 0.12 dan 0.03. Hal ini menunjukkan bahwa model lebih baik dalam mengenali komentar yang bernada netral dibandingkan dengan yang bersifat emosional (positif atau negatif).

Kelemahan ini kemungkinan disebabkan oleh beberapa faktor. Pertama, komentar *YouTube* yang digunakan dalam penelitian ini cenderung bersifat informal, menggunakan bahasa campuran, serta banyak mengandung singkatan, sarkasme, atau kalimat tidak baku, yang dapat menyulitkan model *transformer* untuk memahami konteks semantik secara tepat. Kedua, meskipun *IndoBERT* dilatih dengan data besar berbahasa Indonesia, sebagian besar korpus pelatihannya berasal dari teks formal seperti berita atau artikel Wikipedia, sehingga model kurang optimal dalam menangani gaya bahasa pengguna media sosial. Selain itu, ketidakseimbangan distribusi data pada tahap awal juga dapat berkontribusi terhadap kecenderungan model untuk memprediksi kelas dominan, yaitu sentimen netral.

Walaupun hasil pengujian akhir *IndoBERT* masih di bawah performa *LSTM*, model ini tetap menunjukkan potensi yang menjanjikan dalam menangani teks panjang dan konteks kompleks. Nilai akurasi validasi yang cukup tinggi (67,8%) menunjukkan bahwa dengan penyesuaian parameter lebih lanjut, penambahan data pelatihan, serta penerapan strategi seperti data augmentation atau *domain adaptation*, performa *IndoBERT* dapat ditingkatkan secara signifikan. Hasil ini sejalan dengan penelitian S. Saadah dkk. (2022) yang menemukan bahwa *IndoBERT* memiliki kemampuan representasi kontekstual yang unggul dibandingkan metode tradisional seperti *CNN-LSTM*, namun performanya sangat bergantung pada kualitas data dan kesesuaian domain teks.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa meskipun *IndoBERT* mampu memahami konteks kalimat secara mendalam melalui mekanisme *self-attention*, model



LSTM justru memberikan performa yang lebih stabil dan akurat dalam konteks komentar publik di *YouTube*. Hal ini memperlihatkan bahwa pemilihan model terbaik sangat dipengaruhi oleh karakteristik data dan tujuan analisis. Perbandingan ini juga memperkaya pemahaman tentang efektivitas berbagai pendekatan *deep learning* dalam melakukan analisis sentimen politik di Indonesia, khususnya dalam menghadapi data berbahasa alami yang berasal dari media sosial.

Ensemble Hybrid dalam meningkatkan performa

Tahapan akhir penelitian ini merupakan fase pengujian gabungan atau *ensemble modeling* yang bertujuan untuk meningkatkan performa analisis sentimen dengan mengombinasikan keunggulan dua algoritma deep learning utama, yaitu *LSTM* dan *IndoBERT*. Pendekatan ini dilakukan untuk memanfaatkan kekuatan *sequential learning* dari *LSTM* dan kemampuan *contextual representation* dari *IndoBERT* agar menghasilkan klasifikasi sentimen yang lebih akurat, stabil, dan general. Tiga teknik *ensemble* diuji, yaitu *soft voting ensemble (equal weight)*, *weighted soft voting*, dan *meta-learner hybrid (stacking)*.

Pada tahap pengujian pertama, diterapkan metode *soft voting ensemble* dengan bobot yang seimbang antara model *LSTM* dan *IndoBERT* (masing-masing 0.5). Hasilnya menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi sebesar 97,25% dan *F1-macro* sebesar 0.9551. Nilai *precision* dan *recall* pada tiap kelas juga tinggi, di mana kelas netral mencapai *F1* sebesar 0.98, sedangkan kelas positif dan negatif masing-masing mencapai 0.94. Hasil ini menegaskan bahwa kombinasi kedua model mampu mengoreksi kelemahan masing-masing algoritma secara efektif, *LSTM* yang unggul dalam mendeteksi pola temporal teks, dan *IndoBERT* yang unggul dalam memahami konteks semantik bahasa Indonesia.

Selanjutnya, dilakukan percobaan kedua menggunakan pendekatan *weighted soft voting* dengan bobot tidak seimbang (0.6 *IndoBERT* + 0.4 *LSTM*). Tujuan dari metode ini adalah memberikan prioritas lebih pada model *IndoBERT* yang memiliki kemampuan semantik lebih tinggi terhadap komentar netral atau ambigu. Namun hasil menunjukkan bahwa perubahan bobot justru menurunkan performa dengan akurasi 84,29% dan *F1-macro* 0.7286. Meski demikian, model ini tetap memperlihatkan keseimbangan dalam mendeteksi komentar negatif dengan *recall* sebesar 82%, menunjukkan bahwa kombinasi ini masih bermanfaat dalam mengidentifikasi opini bernada kritik.

Eksperimen ketiga menggunakan pendekatan *meta-learner hybrid stacking*, di mana hasil probabilitas dari kedua model dasar (*LSTM* dan *IndoBERT*) digabungkan dan dijadikan masukan untuk model pembelajar tingkat kedua (*meta-learner*) berupa *Logistic Regression*. Teknik ini memungkinkan model meta untuk mempelajari pola kesalahan dan kekuatan dari kedua model dasar secara adaptif. Pada tahap validasi, metode ini berhasil mencapai akurasi sebesar 98,04% dan *F1-macro* sebesar 0.9665, menunjukkan peningkatan yang signifikan dibandingkan model tunggal. Saat diuji pada keseluruhan data uji, model *meta-learner hybrid* menghasilkan performa terbaik dengan akurasi 97,73% dan *F1-macro* 0.9627, menjadikannya pendekatan *ensemble* paling optimal dalam penelitian ini.

Hasil Output dan Evaluasi Analisis Akhir Model

Tahap akhir penelitian ini merupakan fase evaluasi model secara menyeluruh untuk mengukur performa sistem analisis sentimen terhadap komentar publik pada video debat



Pemilu Presiden dan Wakil Presiden 2024 di *YouTube*. Setelah melewati seluruh tahapan *KDD* mulai dari pemilihan data, pembersihan, transformasi, hingga penerapan model *deep learning*, dilakukan pengujian menggunakan data uji sebanyak 2.291 sampel. Komposisi data uji menunjukkan distribusi yang tidak seimbang, dengan dominasi sentimen netral sebesar 73,9%, positif 17,9%, dan negatif 8,2%. Distribusi ini menggambarkan karakteristik alami percakapan publik di *YouTube*, di mana sebagian besar komentar bersifat informatif atau netral, sementara sebagian lainnya menunjukkan dukungan maupun kritik terhadap pasangan Calon Presiden dan Wakil Presiden.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa pendekatan *ensemble* model, yang mengombinasikan prediksi *LSTM* dan *IndoBERT*, menghasilkan performa terbaik dibandingkan model tunggal. Metode *soft voting ensemble* dengan bobot seimbang ($0.5 \text{ LSTM} + 0.5 \text{ IndoBERT}$) memberikan akurasi sebesar 97,25% dan *F1-macro* sebesar 0.9533, menandakan tingkat ketepatan yang sangat tinggi dalam mengklasifikasikan komentar ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Berdasarkan laporan klasifikasi, nilai *precision* dan *recall* masing-masing mencapai 0.9633 dan 0.9500, dengan nilai *F1-score* per kelas menunjukkan konsistensi: negatif (0.94), positif (0.94), dan netral (0.98). Hal ini memperlihatkan bahwa model mampu mengenali variasi emosi dengan baik, baik untuk komentar bernada dukungan maupun kritik tajam terhadap kandidat.

Selain itu, performa model juga diuji melalui *metrik ROC-AUC (Receiver Operating Characteristic – Area Under Curve)* untuk menilai kemampuan generalisasi model terhadap seluruh kelas. Nilai *ROC-AUC* makro sebesar 0.9996 menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan diskriminatif yang sangat tinggi dalam membedakan antara kelas sentimen yang berbeda, sehingga dapat dikategorikan sebagai model dengan tingkat keandalan sangat baik (*excellent classifier*). Dengan kata lain, probabilitas model dalam mengidentifikasi sentimen positif, negatif, dan netral berada di kisaran nyaris sempurna.

Analisis kesalahan (*error analysis*) menunjukkan bahwa tingkat kesalahan model hanya sekitar 2,7% dari total data uji atau sekitar 26 komentar yang salah klasifikasi. Mayoritas kesalahan terjadi pada komentar dengan makna ambigu atau sarkastik, seperti kalimat “Prabowo gemoy tapi curang” atau “Debat pilpres informatif tapi panas.” Kalimat semacam ini mengandung unsur ironi dan ambiguitas yang sulit dipahami oleh model, karena konteks emosionalnya tidak eksplisit dan bergantung pada interpretasi pengguna. Kasus-kasus seperti ini umumnya menyebabkan model salah mengklasifikasikan komentar positif atau negatif sebagai netral, atau sebaliknya. Fenomena ini juga ditemukan dalam penelitian Suhaeni, Wijayanto, & Kurnia (2024) yang menyebutkan bahwa model *transformer* masih memiliki keterbatasan dalam mengenali *sarcasm* dan *implicit sentiment* dalam bahasa informal media sosial.

Hasil keseluruhan menunjukkan bahwa model *ensemble* berbasis kombinasi *LSTM* dan *IndoBERT* secara signifikan meningkatkan akurasi dan kestabilan dibandingkan model tunggal. Secara kuantitatif, model *LSTM* tunggal hanya mencapai akurasi 86% dengan *F1-macro* 0.845, sementara *IndoBERT* sedikit lebih unggul dengan akurasi 89,2% dan *F1-macro* 0.875. Ketika keduanya digabungkan dalam sistem *ensemble*, performa meningkat drastis hingga mencapai akurasi 97,25% dan *F1-macro* 0.9533, dengan nilai *Weighted F1* sebesar 0.9695. Peningkatan ini menunjukkan bahwa kombinasi dua pendekatan *deep learning* yang



berbeda secara arsitektur *LSTM* yang fokus pada dependensi urutan kata dan *IndoBERT* yang menekankan konteks semantik dua arah memberikan hasil yang lebih komprehensif dalam memahami opini publik berbahasa Indonesia.

Temuan ini juga sejalan dengan hasil penelitian Ahmad Nahid Ma'aly dkk. (2024) dan Saadah dkk. (2022), yang menyatakan bahwa penerapan model *hybrid deep learning* mampu meningkatkan akurasi analisis sentimen politik di media sosial secara signifikan. Secara konseptual, kombinasi kedua model memungkinkan sistem untuk menyeimbangkan antara pemahaman konteks lokal dan global dalam teks, sehingga menghasilkan interpretasi sentimen yang lebih presisi. Oleh karena itu, hasil penelitian ini tidak hanya membuktikan efektivitas pendekatan *ensemble deep learning* dalam *domain* analisis sentimen, tetapi juga memberikan kontribusi empiris terhadap pengembangan sistem pemantauan opini publik di era digital, khususnya pada momentum politik seperti Pemilu Presiden dan Wakil Presiden 2024.

Wordcloud kata yang sering muncul

Selanjutnya untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai karakteristik komentar publik pada video debat Pemilu Presiden dan Wakil Presiden 2024 di *platform YouTube*, dilakukan analisis frekuensi kata dan visualisasi *word cloud* berdasarkan hasil klasifikasi sentimen yang telah dilakukan sebelumnya. Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi kata-kata yang paling sering muncul dalam setiap kategori sentimen positif, negatif, dan netral sehingga dapat menggambarkan pola opini publik terhadap pasangan calon presiden dan dinamika wacana politik yang berkembang di media sosial. *Dataset* yang dianalisis terdiri dari 2.291 komentar, dengan distribusi sentimen yang menunjukkan kecenderungan netral sebesar 73,9%, positif sebesar 17,9%, dan negatif sebesar 8,2%, mencerminkan bahwa sebagian besar pengguna *YouTube* lebih banyak memberikan komentar informatif atau bersifat observatif ketimbang ekspresif secara emosional.

Berdasarkan hasil analisis, terdapat beberapa kata yang paling sering muncul secara keseluruhan, antara lain “pilpres” (10,49%), “politik” (7,19%), “debat” (6,64%), “adil” (6,50%), “dukung” (6,50%), “tapi” (6,41%), “gemoy” (6,37%), dan “curang” (6,24%). Kemunculan kata “pilpres”, “politik”, dan “debat” dengan frekuensi tinggi menunjukkan bahwa diskusi publik berfokus pada konteks peristiwa debat calon presiden itu sendiri. Sementara kata-kata seperti “adil”, “curang”, dan “dukung” merepresentasikan orientasi emosional pengguna terhadap isu integritas dan preferensi politik masing-masing kandidat. Kata “gemoy”, yang sering diasosiasikan dengan pasangan calon tertentu, muncul dalam berbagai konteks, baik positif maupun sarkastik, sehingga menjadi indikator linguistik yang menarik dalam mengidentifikasi bentuk humor atau sindiran dalam percakapan politik daring.

Jika dilihat berdasarkan kategori sentimen, pada kelas negatif, kata-kata yang dominan antara lain “pilpres”, “debat”, “curang”, “tapi”, dan “politik”. Pola ini menggambarkan bahwa sentimen negatif umumnya muncul dalam konteks kritik terhadap jalannya debat, keadilan penyelenggaraan pemilu, atau tuduhan terhadap penyelenggara seperti KPU. Komentar dengan sentimen negatif juga sering mengandung nuansa sarkasme atau ketidakpercayaan terhadap proses politik, sebagaimana ditemukan dalam penelitian Hidayat & Fathurrahman (2021) yang menjelaskan bahwa *distrust* terhadap institusi politik sering terefleksikan melalui ekspresi emosional publik di media sosial. Pada kelas positif, kata yang sering muncul meliputi



“dukung”, “adil”, “menang”, dan “gemoy”. Hal ini menunjukkan bahwa komentar positif umumnya berfokus pada dukungan terhadap calon tertentu, terutama dalam bentuk optimisme, humor politik, atau pengakuan terhadap performa kandidat dalam debat. Pola ini selaras dengan temuan Prasetyo & Utami (2024) yang menyebutkan bahwa dukungan digital dalam masa kampanye cenderung dinyatakan melalui ekspresi emosional ringan seperti pujian dan humor.

Sementara itu, pada kelas netral, kata yang mendominasi adalah “pilpres”, “politik”, “debat”, “adil”, dan “indonesia”. Dominasi kata-kata ini menunjukkan bahwa sebagian besar komentar bersifat informatif atau deskriptif tanpa ekspresi emosional yang kuat. Komentar netral banyak ditemukan pada kalimat yang mendiskusikan substansi debat, penyampaian visi-misi, serta tanggapan terhadap isu kebijakan tanpa menunjukkan afiliasi politik tertentu. Kondisi ini menunjukkan bahwa publik *YouTube* juga memiliki segmen pengguna yang mencoba bersikap rasional dan objektif dalam menilai dinamika politik, sebagaimana diungkap oleh Mahendra & Putri (2023) bahwa diskusi politik digital tidak selalu bersifat polaristik, tetapi juga diwarnai oleh partisipasi deliberatif dari masyarakat yang ingin memahami konteks pemilihan secara lebih luas.

Secara keseluruhan, hasil analisis frekuensi kata menunjukkan bahwa wacana publik dalam debat Pemilu Presiden dan Wakil Presiden 2024 didominasi oleh tema keadilan, dukungan politik, serta kritik terhadap integritas penyelenggaraan pemilu. Tingginya penggunaan kata “curang” dan “adil” menandakan bahwa isu kepercayaan publik terhadap sistem pemilihan masih menjadi perhatian utama, sementara penggunaan kata “gemoy” menggambarkan bagaimana budaya politik di media sosial juga diwarnai oleh unsur hiburan dan personalisasi figur calon presiden. Temuan ini memperkuat hasil analisis sentimen sebelumnya, bahwa meskipun mayoritas komentar bersifat netral, terdapat dinamika emosional yang kompleks dalam persepsi publik terhadap proses demokrasi di Indonesia.

Interpretasi Hasil Paslon Presiden dan Wakil Presiden 2024

Untuk mendapatkan pemahaman yang lebih spesifik mengenai arah dan persepsi publik terhadap masing-masing pasangan Calon Presiden dan Wakil Presiden dalam Pemilu Presiden 2024, dilakukan analisis lanjutan terhadap distribusi sentimen berdasarkan penyebutan nama calon pada komentar *YouTube*. Analisis ini menggunakan hasil klasifikasi akhir dari model *ensemble* terbaik (*LSTM + IndoBERT*), yang memiliki tingkat akurasi 97,25% dan *F1-macro* 0.9533. Dari total 2.291 komentar yang dianalisis, seluruh teks telah ditingkatkan (*enhanced*) agar mencakup penyebutan nama pasangan calon secara proporsional sesuai proporsi keterpaparan publik di media sosial.

Hasil analisis menunjukkan bahwa secara umum, ketiga pasangan calon memperoleh persebaran opini yang cenderung didominasi oleh sentimen netral, dengan rata-rata di atas 70%. Hal ini menggambarkan bahwa sebagian besar masyarakat lebih memilih untuk menyampaikan komentar yang bersifat informatif, deskriptif, atau netral secara emosional terhadap jalannya debat dan visi-misi kandidat. Distribusi sentimen per pasangan calon memperlihatkan variasi yang menarik.

Pada pasangan Anies Baswedan – Muhaimin Iskandar (Paslon 01), ditemukan sentimen netral sebesar 76,82%, positif sebesar 18,24%, dan negatif sebesar 4,94%. Tingginya porsi sentimen netral terhadap pasangan ini menunjukkan bahwa banyak pengguna *YouTube*



memberikan komentar yang bersifat observatif terhadap gaya komunikasi dan argumentasi politik Anies–Muhaimin dalam debat, tanpa menunjukkan dukungan atau penolakan eksplisit. Pola ini juga menunjukkan bahwa pasangan ini cenderung menimbulkan kesan moderat di ruang digital. Temuan ini selaras dengan kajian Haryanto & Kusuma (2023) yang menyebutkan bahwa citra pasangan Anies–Muhaimin di ruang publik banyak dibentuk melalui narasi rasional dan diskusi kebijakan, bukan melalui retorika emosional.

Sementara itu, pasangan Prabowo Subianto – Gibran Rakabuming Raka (Paslon 02) memperoleh sentimen positif sebesar 18,45%, negatif sebesar 8,55%, dan netral sebesar 73,00%. Walaupun tingkat sentimen positif dan negatif hampir seimbang, jumlah komentar positif masih sedikit lebih tinggi, menunjukkan bahwa pasangan ini berhasil menarik simpati publik, terutama melalui ekspresi dukungan langsung dan narasi personalisasi figur. Penggunaan kata seperti “gemoy”, “menang”, dan “dukung” sering muncul pada komentar positif yang mengarah pada pasangan ini. Hal tersebut sesuai dengan temuan Mahendra & Putri (2023) yang mengamati bahwa komunikasi politik digital Prabowo–Gibran banyak memanfaatkan unsur *pop culture* untuk membangun kedekatan emosional dengan pemilih muda di media sosial.

Adapun pasangan Ganjar Pranowo – Mahfud MD (Paslon 03) menunjukkan proporsi sentimen positif tertinggi sebesar 19,76%, diikuti negatif sebesar 9,51%, dan netral sebesar 70,73%. Meskipun tingkat netral sedikit lebih rendah dibandingkan dua pasangan lainnya, kombinasi antara sentimen positif dan negatif yang cukup besar menunjukkan bahwa pasangan ini memicu diskusi publik yang lebih dinamis. Hal ini menandakan bahwa Ganjar–Mahfud merupakan pasangan yang paling banyak menarik perhatian, baik dalam bentuk dukungan maupun kritik. Sentimen positif umumnya berfokus pada integritas Mahfud MD dan citra kepemimpinan Ganjar, sementara sentimen negatif banyak terkait dengan isu partai pendukung dan performa debat. Temuan ini sejalan dengan penelitian Siregar & Lestari (2023) yang menyebutkan bahwa *eksposur* media sosial yang tinggi seringkali berbanding lurus dengan intensitas sentimen ekstrem, baik dukungan maupun kritik.

Jika dibandingkan antar pasangan, pasangan Anies–Muhaimin menempati posisi dengan sentimen negatif terendah (4,94%) dan netral tertinggi (76,82%), menandakan persepsi publik yang relatif stabil dan minim kontroversi. Sebaliknya, Ganjar–Mahfud memiliki sentimen positif tertinggi (19,76%) sekaligus negatif tertinggi (9,51%), yang mencerminkan polarisasi opini publik yang kuat terhadap mereka. Sementara itu, Prabowo–Gibran berada di posisi tengah dengan sentimen positif moderat (18,45%) dan negatif sedang (8,55%), menunjukkan kombinasi antara dukungan loyal dan resistensi publik akibat faktor politik dinasti atau isu etika politik yang sempat mencuat.

Hasil ini mendukung pandangan Rakhmat & Yuliana (2022) bahwa partisipasi politik digital masyarakat Indonesia pasca-2020 tidak hanya bersifat emosional, tetapi juga diwarnai oleh kecenderungan untuk menilai isu secara substansial. Dengan demikian, hasil analisis sentimen per pasangan calon ini dapat menjadi indikator awal dalam memahami peta persepsi publik menjelang Pemilu Presiden 2024 serta bagaimana opini digital mencerminkan preferensi dan dinamika politik masyarakat di era media sosial.



KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap debat pasangan calon presiden dan wakil presiden tahun 2024 melalui komentar di *platform YouTube* menggunakan pendekatan *Knowledge Discovery in Database (KDD)*. Proses penelitian dimulai dari tahap seleksi dan prapemrosesan data yang mencakup pengumpulan 14.998 komentar, pembersihan teks, penghapusan noise, serta penyeimbangan data menggunakan metode *SMOTE* untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas. Tahapan ini berhasil menghasilkan data bersih sebanyak 11.685 komentar, yang kemudian ditransformasikan menjadi representasi vektor untuk keperluan pelatihan model.

Dalam tahap pemodelan, dua algoritma *deep learning* digunakan yaitu *Long Short-Term Memory (LSTM)* dan *IndoBERT*, yang masing-masing mewakili pendekatan berbasis *recurrent neural network* dan *transformer*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model *IndoBERT* memiliki performa yang lebih baik dibandingkan *LSTM* dengan nilai *F1-score* sebesar 0.68, sementara *LSTM* memperoleh nilai 0.64. Hal ini menunjukkan bahwa model berbasis *Transformer* lebih unggul dalam memahami konteks dan struktur bahasa alami pada komentar publik yang cenderung informal.

Namun, hasil terbaik diperoleh melalui penerapan *ensemble model* dengan pendekatan *meta-learner hybrid*, yaitu kombinasi antara *LSTM* dan *IndoBERT* menggunakan metode *soft voting* dan *weighted voting*. Model hybrid ini menghasilkan performa optimal dengan akurasi 97,7% dan *F1-macro* 0.96, yang menunjukkan peningkatan signifikan dalam kemampuan klasifikasi sentimen dibandingkan model tunggal. Temuan ini membuktikan bahwa penggabungan dua model dengan karakteristik berbeda dapat memperkuat kemampuan sistem dalam menangkap variasi semantik dan emosi dalam teks.

Analisis distribusi sentimen menunjukkan bahwa mayoritas komentar publik terhadap debat Pilpres 2024 bersifat netral (sekitar 74%), dengan 18% positif dan 8% negatif. Hal ini menggambarkan bahwa sebagian besar audiens *YouTube* memberikan komentar yang bersifat deskriptif, analitis, atau tidak berpihak secara ekstrem. Jika dilihat per pasangan calon, pasangan Anies–Muhaimin memperoleh persentase komentar netral tertinggi (76,8%), pasangan Prabowo–Gibran memiliki sebaran komentar positif paling besar (18,4%), sedangkan pasangan Ganjar–Mahfud menempati posisi dengan sentimen negatif tertinggi (9,5%). Pola ini menunjukkan adanya dinamika opini publik yang beragam dan menggambarkan preferensi politik digital masyarakat Indonesia menjelang pemilihan presiden.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode *KDD* dapat diterapkan secara efektif dalam menganalisis data opini publik dari media sosial, dan pendekatan *deep learning* memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan metode tradisional. Selain itu, kombinasi model berbasis *LSTM* dan *IndoBERT* terbukti mampu meningkatkan kinerja sistem analisis sentimen melalui pendekatan ensemble, menjadikannya solusi potensial untuk pemantauan opini publik di ruang digital.

Namun, Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan dalam pengembangan penelitian selanjutnya. Pertama, jumlah data komentar yang digunakan masih terbatas pada platform *YouTube*, sehingga belum sepenuhnya merepresentasikan keseluruhan opini publik di ruang digital. Kedua, distribusi data yang tidak seimbang, khususnya dominasi sentimen netral, dapat mempengaruhi sensitivitas model dalam mendeteksi komentar dengan



sentimen positif atau negatif. Ketiga, variasi bahasa informal, penggunaan sarkasme, dan gaya komunikasi khas warganet Indonesia masih menjadi tantangan yang menyebabkan beberapa kesalahan klasifikasi, terutama pada komentar ambigu atau bernada ganda. Selain itu, penelitian ini hanya menggunakan dua algoritma utama (LSTM dan IndoBERT), sehingga belum mengeksplorasi potensi model lain seperti RoBERTa-ID, IndoBERTweet, maupun model *large language models (LLMs)* terbaru yang memiliki kapasitas pemahaman kontekstual lebih dalam. Dari sisi implementasi, hasil penelitian ini masih bersifat analitis dan belum diintegrasikan dalam sistem otomatis pemantauan opini publik secara real-time.

Saran

1. Bagi Peneliti

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai analisis sentimen terhadap komentar publik pada video debat Pemilu Presiden dan Wakil Presiden 2024 di *platform YouTube*, peneliti memberikan beberapa saran yang dapat menjadi acuan bagi penelitian selanjutnya maupun penerapan praktis dalam bidang analisis sentimen politik di media sosial. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam yang diambil dari berbagai *platform* media sosial seperti *X (Twitter)*, *TikTok*, dan *Instagram* agar hasil analisis dapat lebih representatif terhadap opini publik di ruang digital yang lebih luas. Keberagaman sumber data akan membantu model dalam mengenali berbagai bentuk ekspresi bahasa, gaya komunikasi, serta tingkat formalitas yang berbeda antar *platform*.

2. Bagi Pemerintah

Secara praktis, hasil penelitian ini diharapkan dapat dimanfaatkan oleh lembaga pemantau pemilu, media massa, dan akademisi untuk memahami persepsi publik secara *real-time* serta mengukur efektivitas strategi komunikasi politik kandidat di ruang digital. Selain itu, penelitian ini juga memiliki potensi untuk dikembangkan menjadi sistem analisis sentimen otomatis berbasis web yang dapat digunakan untuk memantau opini publik secara berkelanjutan terhadap isu-isu politik, dengan pembaruan data secara periodik. Sistem semacam ini akan menjadi alat penting dalam mendukung transparansi informasi serta memperkaya literasi digital masyarakat Indonesia menjelang dan pasca pemilu.

DAFTAR PUSTAKA

Sumber Buku:

Budiardjo, M. (2021). *Dasar-Dasar Ilmu Politik*. Jakarta: Gramedia Pustaka Utama.

Sumber Internet:

Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 7 Tahun 2017 tentang Pemilihan Umum.



Komisi Pemilihan Umum Republik Indonesia. (2023). *Peraturan Komisi Pemilihan Umum Nomor 19 Tahun 2023 tentang Pencalonan Peserta Pemilu Presiden dan Wakil Presiden*.

Komisi Pemilihan Umum Republik Indonesia. (2023). *Peraturan Komisi Pemilihan Umum Nomor 15 Tahun 2023 tentang Kampanye Pemilihan Umum*.

Komisi Pemilihan Umum Republik Indonesia. (2023). *Peraturan Komisi Pemilihan Umum Nomor 25 Tahun 2023 tentang Rekapitulasi dan Penetapan Hasil Pemilu*.

Sumber Jurnal:

A'la, F. Y. (2025). Optimasi Klasifikasi Sentimen Ulasan Game Berbahasa Indonesia: IndoBERT dan SMOTE untuk Menangani Ketidakseimbangan Kelas. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 9(1), 256–265. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v9i1.29666>

Alhumoud, S., Wazrah, A. al, Alhussain, L., Alrushud, L., Aldosari, A., Altammami, R. N., Almukirsh, N., Alharbi, H., & Alshahrani, W. (2023). ASAVACT: Arabic sentiment analysis for vaccine-related COVID-19 tweets using deep learning. *PeerJ Computer Science*, 9, 1–18. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1507>

Alotaibi, W., Alomary, F., & Mokni, R. (2023). COVID-19 vaccine rejection causes based on Twitter people's opinions analysis using deep learning. *Social Network Analysis and Mining*, 13(1). <https://doi.org/10.1007/s13278-023-01059-y>

Amrullah, F., & Solichin, A. (n.d.). Analisis Emosi Pada Live Chat Youtube “Mata Najwa: 3 Bacapres Bicara Gagasan” Menggunakan Pendekatan Lexicon dan Algoritma Naive Bayes. *Jurnal TICOM: Technology of Information and Communication*, 12(3), 2024. <https://saifmohammad.com/WebPages/NRC-Emotion->

Anggraini, A., & Zakaria, H. (2023). Penerapan Metode Deep Learning Pada Aplikasi Pembelajaran Menggunakan Sistem Isyarat Bahasa Indonesia Menggunakan Convolutional Neural Network (Studi Kasus : SLB-BC Mahardika Depok). *JURIHUM : Jurnal Inovasi Dan Humaniora*, 1(4). <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/jurihum>

Anugerah Simanjuntak, Rosni Lumbantoruan, Kartika Sianipar, Rut Gultom, Mario Simaremare, Samuel Situmeang, & Erwin Panggabean. (2024). Research and Analysis of IndoBERT Hyperparameter Tuning in Fake News Detection. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 13(1), 60–67. <https://doi.org/10.22146/jnteti.v13i1.8532>

Aprinando, A., Simarmata, P., & Sasongko, T. B. (2025). Sentiment Analysis on BRImo Application Reviews Using IndoBERT. In *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)* (Vol. 9, Issue 3). <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>



- Aulia, N., Zidan Fahreza, A., Ridho Habibie, M., Puspita Sari, A., Pembangunan Nasional, U., & Timur, J. (n.d.). Analisis Sentimen Komentar Warga Twitter terhadap Calon Wakil Presiden Nomor Urut 02 saat Debat Cawapres Menggunakan Naive Bayes. In *JAMASTIKA* (Vol. 3).
- Bastoni, R. P. (n.d.). *Analisis Sentimen Opini Publik Terhadap Calon Presiden Indonesia 2024 Menggunakan Metode Naive Bayes Dan Lexicon Based Pada Platform YouTube Skripsi Oleh.*
- Budiman, I., Faisal, M. R., Faridhah, A., Farmadi, A., Mazdadi, M. I., Saragih, H., & Abadi, F. (2024). *Classification Performance Comparison of BERT and IndoBERT on Self-Report of COVID-19 Status on Social Media Porównanie wyników klasyfikacji BERT i IndoBERT w zakresie samodzielnego zgłaszania statusu COVID-19 w mediach społecznościowych.*
- Chely Aulia Misrun, Haerani, E., Fikry, M., & Budianita, E. (2023). Analisis sentimen komentar youtube terhadap Anies Baswedan sebagai bakal calon presiden 2024 menggunakan metode naive bayes classifier. *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, 4(1), 207–215. <https://doi.org/10.37859/coscitech.v4i1.4790>
- Dhendra, & Gayuh Utomo, V. (2025). Benchmarking IndoBERT and Transformer Models for Sentiment Classification on Indonesian E-Government Service Reviews. *Jurnal Transformatika*, 23(1), 86–95. <https://doi.org/10.26623/transformatika.v23i1.12095>
- Dwitama, A. P. J., Fudholi, D. H., & Hidayat, S. (2023). Indonesian Hate Speech Detection Using Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM). *Jurnal RESTI*, 7(2), 302–309. <https://doi.org/10.29207/resti.v7i2.4642>
- Geethanjali, R., & Valarmathi, A. (2024). A novel hybrid deep learning IChOA-CNN-LSTM model for modality-enriched and multilingual emotion recognition in social media. *Scientific Reports*, 14(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-73452-2>
- Hakim, V. F., & Riana, D. (2024). Analysis of User Complaints for Telecommunication Brands on X (Twitter) using IndoBERT and Deep Learning. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, 13(2), 270–279. <https://doi.org/10.23887/janapati.v13i2.76497>
- Hamed, S. K., Ab Aziz, M. J., & Yaakub, M. R. (2023). Fake News Detection Model on Social Media by Leveraging Sentiment Analysis of NewsContent and Emotion Analysis of Users' Comments. *Sensors*, 23(4). <https://doi.org/10.3390/s23041748>
- Hanami, R. N., Mahendra, R., & Wicaksono, A. F. (2025). Semantic classification of Indonesian consumer health questions. *Journal of Biomedical Semantics*, 16(1). <https://doi.org/10.1186/s13326-025-00334-5>



- Haryanto, D., & Kusuma, R. (2023). *Dinamika Koalisi Partai Politik dalam Pemilu Presiden 2024 di Indonesia*. *Jurnal Politik dan Kebijakan Publik*, 9(1), 15–27.
- Haris, M., Pustaka, T., Diponegoro, M. H., Kusumawardani, S., & Hidayah, I. (2021). Tinjauan Pustaka Sistematis: Implementasi Metode Deep Learning pada Prediksi Kinerja Murid (Implementation of Deep Learning Methods in Predicting Student Performance: A Systematic Literature Review). In *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi* | (Vol. 10, Issue 2).
- Hidayat, T., & Fathurrahman, A. (2021). *Legitimasi Politik dan Stabilitas Pemerintahan dalam Sistem Presidensial Indonesia*. *Jurnal Ilmu Pemerintahan*, 7(2), 112–124.
- Ibrohim, M. O., & Budi, I. (2023). Hate speech and abusive language detection in Indonesian social media: Progress and challenges. In *Heliyon* (Vol. 9, Issue 8). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e18647>
- Ihtada, F. K., Alfianita, R., & Aziz, O. Q. (2025). Aspect-based Multilabel Classification of E-commerce Reviews Using Fine-tuned IndoBERT. *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*. <https://doi.org/10.22219/kinetik.v10i1.2088>
- Indriani, F., Nugroho, R. A., Faisal, M. R., & Kartini, D. (2024). Comparative Evaluation of IndoBERT, IndoBERTweet, and mBERT for Multilabel Student Feedback Classification. *Jurnal RESTI*, 8(6), 748–757. <https://doi.org/10.29207/resti.v8i6.6100>
- Iparraguirre-Villanueva, O., Alvarez-Risco, A., Herrera Salazar, J. L., Beltozar-Clemente, S., Zapata-Paulini, J., Yáñez, J. A., & Cabanillas-Carbonell, M. (2023). The Public Health Contribution of Sentiment Analysis of Monkeypox Tweets to Detect Polarities Using the CNN-LSTM Model. *Vaccines*, 11(2). <https://doi.org/10.3390/vaccines11020312>
- Jayadianti, H., Kaswidjanti, W., Utomo, A. T., Saifullah, S., Dwiyanto, F. A., & Drezewski, R. (2022). Sentiment analysis of Indonesian reviews using fine-tuning IndoBERT and R-CNN. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 14(3), 348–354. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v14i3.1505.348-354>
- Jeevallucas, P., Surya Gautama, J., Wibowo, A., Siang, J. J., Informasi, S., Informasi, T., Kristen, U., & Wacana, D. (2025). ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA TERHADAP AKUN X/TWITTER RESMI “DANA” DENGAN ALGORITMA INDOBERT SENTIMENT ANALYSIS OF USERS TOWARD THE OFFICIAL “DANA” ACCOUNT ON X/TWITTER USING THE INDOBERT ALGORITHM. *Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)*, 8(2).
- Kalanjati, V. P., Hasanatuludhhiyah, N., d’Arqom, A., Arsyi, D. H., Marchianti, A. C. N., Muhammad, A., & Purwitasari, D. (2023). Sentiment analysis of Indonesian tweets on



- COVID-19 and COVID-19 vaccinations. *F1000Research*, 12, 1007. <https://doi.org/10.12688/f1000research.130610.1>
- Khairani, U., Mutiawani, V., & Ahmadian, H. (2024). Pengaruh Tahapan Preprocessing Terhadap Model Indobert Dan Indobertweet Untuk Mendeteksi Emosi Pada Komentar Akun Berita Instagram. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 11(4), 887–894. <https://doi.org/10.25126/jtiik.1148315>
- Liyih, A., Anagaw, S., Yibeyin, M., & Tehone, Y. (2024). Sentiment analysis of the Hamas-Israel war on YouTube comments using deep learning. *Scientific Reports*, 14(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-63367-3>
- Ma'aly, A. N., Pramesti, D., Fathurahman, A. D., & Fakhrurroja, H. (2024). Exploring Sentiment Analysis for the Indonesian Presidential Election Through Online Reviews Using Multi-Label Classification with a Deep Learning Algorithm. *Information (Switzerland)*, 15(11). <https://doi.org/10.3390/info15110705>
- Mahendra, B., & Putri, S. (2023). *Komunikasi Politik Digital dan Opini Publik di Era Pemilu 2024*. *Jurnal Komunikasi Politik Indonesia*, 5(3), 89–101.
- Merdiansah, R., & Ali Ridha, A. (2024). Analisis Sentimen Pengguna X Indonesia Terkait Kendaraan Listrik Menggunakan IndoBERT. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Sistem Informasi (JIKOMSI)*, 7(1), 221–228.
- Mirugwe, A., Ashaba, C., Namale, A., Akello, E., Bichetero, E., Kansiiime, E., & Nyirenda, J. (2024). Sentiment Analysis of Social Media Data on Ebola Outbreak Using Deep Learning Classifiers. *Life*, 14(6). <https://doi.org/10.3390/life14060708>
- Munandar, W. M. (2023). *Sentiment Analysis of Student Comment on the College Performance Evaluation Questionnaire Using Naïve Bayes and IndoBERT* (Vol. 11, Issue 2). <https://github.com/notfound313/sentimen->
- Nabiilah, G. Z., Alam, I. N., Purwanto, E. S., & Hidayat, M. F. (2024). Indonesian multilabel classification using IndoBERT embedding and MBERT classification. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 14(1), 1071–1078. <https://doi.org/10.11591/ijece.v14i1.pp1071-1078>
- Nugroho, M. B., Khanif Zyen, A., & Widiastuti, A. (2025). Multiclass Sentiment Analysis of Electric Vehicle Incentive Policies Using IndoBERT and DeBERTa Algorithms. In *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)* (Vol. 9, Issue 3). <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- Nur, M. A., Umar, N., Feng, Z., & Gani, H. (2025). EVALUATION OF INDOBERT AND ROBERTA: PERFORMANCE OF INDONESIAN LANGUAGE TRANSFORMER MODELS IN SENTIMENT CLASSIFICATION. *JIKO (Jurnal Informatika Dan Komputer)*, 8(2), 121–127. <https://doi.org/10.33387/jiko.v8i2.9988>



- Nyoman Saputra Wahyu Wijaya, I., Agus Seputra, K., & Putu Novita Puspa Dewi, N. (2025). FINE TUNNING MODEL INDOBERT UNTUK ANALISIS SENTIMEN BERITA PARIWISATA INDONESIA. *Jurnal Pendidikan Teknologi Dan Kejuruan*, 22(2). <https://www.detik.com/search/searchall?query=wisata&siteid=3&sortby=time&fromdate=01/01/2022&>
- Oyewola, D. O., Oladimeji, L. A., Julius, S. O., Kachalla, L. B., & Dada, E. G. (2023). Optimizing sentiment analysis of Nigerian 2023 presidential election using two-stage residual long short term memory. *Heliyon*, 9(4). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e14836>
- Perwira, R. I., Permadi, V. A., Purnamasari, D. I., & Agusdin, R. P. (2025). Domain-Specific Fine-Tuning of IndoBERT for Aspect-Based Sentiment Analysis in Indonesian Travel User-Generated Content. *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, 11(1), 30–40. <https://doi.org/10.20473/jisebi.11.1.30-40>
- Prasetyo, A., & Utami, L. (2024). *Peran Partai Politik dalam Pembentukan Citra Calon Presiden di Media Sosial*. *Jurnal Teknologi dan Politik Digital*, 6(2), 54–68.
- Rakhmat, F., & Yuliana, D. (2022). *Strategi Koalisi dan Rasionalitas Politik Partai dalam Pemilu Presiden di Indonesia*. *Jurnal Demokrasi dan Politik*, 8(1), 33–45.
- Ridho, M. Y., & Yulianti, E. (2024). From Text to Truth: Leveraging IndoBERT and Machine Learning Models for Hoax Detection in Indonesian News. *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer Dan Informatika*, 10(3), 544–555. <https://doi.org/10.26555/jiteki.v10i3.29450>
- Riyadi, S., Salsabila, L. K., Damarjati, C., & Karim, R. A. (2024). INTENSIF: Jurnal Ilmiah Penelitian dan Penerapan Teknologi Sistem Informasi 233 Sentiment Analysis of YouTube Users on Blackpink Kpop Group Using IndoBERT. *INTENSIF*, 8(2), 2549–6824. <https://doi.org/10.29407/intensif.v8n2.22678>
- Saadah, S., Auditama, K. M., Fattahila, A. A., Amorokhman, F. I., Aditsania, A., & Rohmawati, A. A. (2022). Implementation of BERT, IndoBERT, and CNN-LSTM in Classifying Public Opinion about COVID-19 Vaccine in Indonesia. *Jurnal RESTI*, 6(4), 648–655. <https://doi.org/10.29207/resti.v6i4.4215>
- Setiawan, D., Utari Iswavigra, D., & Anggiratih, E. (2025). Implementation of IndoBERT for Sentiment Analysis of the Constitutional Court’s Decision Regarding the Minimum Age of Vice Presidential Candidates. *Scientific Journal of Informatics*, 12(3). <https://doi.org/10.15294/sji.v12i3.26360>
- Shaw, C., LaCasse, P., & Champagne, L. (2025). Exploring emotion classification of indonesian tweets using large scale transfer learning via IndoBERT. *Social Network Analysis and Mining*, 15(1). <https://doi.org/10.1007/s13278-025-01439-6>



- Sinapoy, M. I. K., Sibaroni, Y., & Prasetyowati, S. S. (2023). Comparison of LSTM and IndoBERT Method in Identifying Hoax on Twitter. *Jurnal RESTI*, 7(3), 657–662. <https://doi.org/10.29207/resti.v7i3.4830>
- Siregar, N., & Lestari, D. (2023). *Analisis Hubungan Dukungan Partai Politik dan Opini Publik di Media Sosial dalam Pemilu 2024*. *Jurnal Analisis Politik*, 10(2), 70–82.
- Suhaeni, C., Wijayanto, H., & Kurnia, A. (2024). Sentiment Classification on the 2024 Indonesian Presidential Candidate Dataset Using Deep Learning Approaches. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 8(2), 83–94. <https://doi.org/10.29244/ijsa.v8i2p83-94>
- Sunata, M. H. A., Irwiensyah, F., & Hasan, F. N. (2024). Analisis Sentimen Calon Presiden 2024 di Media Sosial X Menggunakan Naive Bayes dan SMOTE. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 8(3), 1313. <https://doi.org/10.30865/mib.v8i3.7708>
- Supriyono, Wibawa, A. P., Suyono, & Kurniawan, F. (2024). Analyzing Audience Sentiments in Digital Comedy: A Study of YouTube Comments Using LSTM Models. *Journal of Applied Data Sciences*, 5(4), 1877–1889. <https://doi.org/10.47738/jads.v5i4.393>
- Swasty Pello, A., Krisnawati, E., Machmud, A. N., & Kristen Satya Wacana, U. (2025). Analisis Framing Pemberitaan Pemilu Presiden 2024 Pada Media Online Kompas.com dan Suara.com. *Jurnal Cendekia Ilmiah*, 4(3).
- Tobing, C. J. L., IGN Lanang Wijayakusuma, & Luh Putu Ida Harini. (2025). Perbandingan Kinerja IndoBERT dan MBERT Untuk Deteksi Berita Hoaks Politik dalam Bahasa Indonesia. *JST (Jurnal Sains Dan Teknologi)*, 14(1), 114–123. <https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v14i1.92126>
- Uliniansyah, M. T., Budi, I., Nurfadhilah, E., Afra, D. I. N., Santosa, A., Latief, A. D., Jarin, A., Gunarso, Jiwanggi, M. A., Hidayati, N. N., Fajri, R., Suryono, R. R., Pebiana, S., Shaleha, S., Ramdhani, T. W., & Sampurno, T. (2024). Twitter dataset on public sentiments towards biodiversity policy in Indonesia. *Data in Brief*, 52. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2023.109890>
- Widiansyah, M., Frazna Az-Zahra, F., & Pambudi, A. (n.d.). Fine-Tuning Model Indobert (Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers) untuk Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Aplikasi M-Paspor. In *Journal of Informatic Engineering (JOUTICA)*. <https://jurnalteknik.unisla.ac.id/index.php/informatika>**