



Evaluasi Efektivitas Model Klasifikasi Sentimen untuk Analisis Opini Publik terhadap Kebijakan Lingkungan Berdasarkan Data Media Sosial Berbahasa Indonesia

Dada Suhaida^{1*}, Adisti Primi Wulan², Rosanti Rosanti³, Dianna Dianna⁴

¹⁻³Universitas PGRI Pontianak, Indonesia

⁴Poltekkes Kemenkes Pontianak, Indonesia

Email: civic.link@yahoo.com^{1*}, aprimiwulan@gmail.com², rosantisekadau@gmail.com³,
dianismail78@gmail.com⁴

*Penulis Korespondensi: civic.link@yahoo.com¹

Abstract. *Background: Public opinion analysis has become increasingly important in the digital era, where social media platforms generate large-scale textual data reflecting public perceptions toward environmental policies. Advances in Natural language processing (NLP) and machine learning enable systematic sentiment classification to support data-driven decision-making. Objective: This study aims to evaluate the effectiveness of several sentiment classification models in analyzing Indonesian-language social media data related to environmental policies. Method: The research employed a text mining pipeline including data crawling, preprocessing (case folding, tokenization, stopword removal, and stemming), and vectorization using TF-IDF. Three classification models Logistic Regression, Support Vector Machine (SVM), and Long Short-Term Memory (LSTM) were trained and evaluated using accuracy and F1-score metrics. Results: Experimental findings indicate that LSTM achieved the highest performance with 91.7% accuracy and 91.2% F1-score, outperforming SVM (88.5%) and Logistic Regression (84.2%). Sentiment distribution analysis shows that public opinion is dominated by positive sentiment (47.5%), followed by neutral (32.0%) and negative (20.5%). Overall: The results demonstrate that deep learning-based models provide more robust contextual understanding and more reliable sentiment mapping for environmental policy analysis.*

Keywords: *Environmental Policy; Long Short-Term Memory; Natural Language Processing; Public Opinion Analysis; Sentiment Classification*

Abstrak. Latar Belakang: Analisis opini publik menjadi semakin penting di era digital, di mana platform media sosial menghasilkan data tekstual berskala besar yang mencerminkan persepsi masyarakat terhadap kebijakan lingkungan. Perkembangan Natural language processing (NLP) dan machine learning memungkinkan klasifikasi sentimen secara sistematis untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data. Tujuan: Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas beberapa model klasifikasi sentimen dalam menganalisis data media sosial berbahasa Indonesia yang berkaitan dengan kebijakan lingkungan. Metode: Penelitian ini menggunakan pipeline text mining yang meliputi data crawling, preprocessing (case folding, tokenisasi, penghapusan stopword, dan stemming), serta vektorisasi menggunakan TF-IDF. Tiga model klasifikasi Logistic Regression, Support Vector Machine (SVM), dan Long Short-Term Memory (LSTM) dilatih dan dievaluasi menggunakan metrik accuracy dan F1-score. Hasil: Temuan eksperimen menunjukkan bahwa LSTM mencapai performa tertinggi dengan akurasi 91,7% dan F1-score 91,2%, mengungguli SVM (88,5%) dan Logistic Regression (84,2%). Analisis distribusi sentimen menunjukkan bahwa opini publik didominasi sentimen positif (47,5%), diikuti netral (32,0%) dan negatif (20,5%). Kesimpulan: Hasil ini menunjukkan bahwa model berbasis deep learning memberikan pemahaman kontekstual yang lebih kuat serta pemetaan sentimen yang lebih andal untuk analisis kebijakan lingkungan.

Kata Kunci: Analisis Opini Publik; Kebijakan Lingkungan; Klasifikasi Sentimen; Memori Jangka Pendek–angka Panjang; Pemrosesan Bahasa Alami

1. LATAR BELAKANG

Analisis opini publik merupakan bidang kajian yang semakin strategis dalam era transformasi digital, terutama dengan masifnya penggunaan media sosial sebagai ruang ekspresi masyarakat. Platform seperti Twitter, Facebook, dan Weibo telah menjadi sumber data besar (*big data*) yang merepresentasikan sentimen, preferensi, serta persepsi publik terhadap

isu-isu sosial, politik, ekonomi, dan kebijakan pemerintah. Melalui pendekatan text analytics dan pemrosesan bahasa alami (Natural language processing/NLP), opini publik dapat diidentifikasi, diklasifikasikan, dan dianalisis secara sistematis untuk menghasilkan wawasan yang relevan bagi pengambil keputusan (Santhiya et al., 2021; Chen & Hu, 2024).

Pemahaman terhadap sentimen publik menjadi dasar utama dalam analisis opini. Sentimen yang tereksresi di media sosial sering kali mencerminkan respons spontan masyarakat terhadap suatu kebijakan, produk, atau peristiwa tertentu. Penelitian mengenai sistem analisis opini publik berbasis Weibo menunjukkan bahwa integrasi teknik pengumpulan data dan klasifikasi sentimen mampu membantu pemerintah dalam memantau dinamika isu secara *real-time* (Qi et al., 2022). Dalam konteks politik, analisis media sosial bahkan dapat digunakan untuk mengidentifikasi kecenderungan pilihan politik serta mengestimasi intensi pemilih, sebagaimana dibuktikan dalam studi mengenai *voting intentions* dan *polling* politik (Pekar et al., 2022).

Selain itu, model analisis sentimen berbasis deep learning, seperti peningkatan arsitektur RoBERTa, telah menunjukkan performa yang lebih akurat dalam mengklasifikasikan opini daring dibandingkan pendekatan tradisional (Chen & Hu, 2024). Hal ini memperkuat peran teknologi kecerdasan buatan dalam meningkatkan presisi pemetaan opini publik.

Analisis opini publik memberikan landasan empiris bagi pengambilan keputusan yang lebih responsif dan partisipatif. Dalam proyek infrastruktur berskala besar, evaluasi opini publik membantu memahami dampak sosial serta potensi konflik yang mungkin muncul. Studi kasus terhadap Proyek Three Gorges di Tiongkok menunjukkan bahwa pemetaan opini daring mampu memberikan gambaran komprehensif mengenai persepsi masyarakat terhadap dampak lingkungan dan sosial proyek tersebut (H. Jiang et al., 2016).

Penelitian lain mengenai evolusi opini publik terhadap fasilitas NIMBY (Not In My Backyard) mengungkap bahwa opini masyarakat bersifat dinamis dan dipengaruhi oleh framing isu serta perkembangan informasi dari waktu ke waktu (Wang et al., 2019). Dengan memanfaatkan analisis temporal dan evolusi opini, pembuat kebijakan dapat mengantisipasi resistensi publik dan merancang strategi komunikasi yang lebih efektif.

Dalam situasi darurat atau krisis, analisis opini publik berperan penting dalam mengidentifikasi persepsi risiko serta potensi eskalasi konflik. Tinjauan literatur mengenai identifikasi opini publik dalam situasi darurat menekankan pentingnya sistem deteksi dini berbasis analisis teks untuk memantau dinamika sentimen masyarakat secara cepat dan akurat (*"Literature Review on Public Opinion Identification and Analysis in Emergencies,"* 2021).

Model penyebaran opini publik berbasis pendekatan epidemiologis juga menunjukkan bahwa opini dapat menyebar secara eksponensial melalui jejaring sosial, mirip dengan pola penyebaran penyakit (Wang et al., 2023). Oleh karena itu, pemahaman terhadap mekanisme penyebaran opini menjadi krusial dalam merancang intervensi komunikasi publik yang efektif selama krisis.

Di sektor bisnis, analisis opini publik membantu perusahaan memahami persepsi konsumen terhadap produk dan layanan. Studi mengenai sentimen terhadap kebijakan real estat di Mesir melalui Facebook menunjukkan bahwa analisis sentimen dapat mengungkap kecenderungan dukungan maupun penolakan publik secara kuantitatif (Omar & Hamouda, 2021). Umpan balik yang muncul secara organik di media sosial sering kali lebih jujur dan reflektif dibandingkan survei formal, sehingga memberikan nilai strategis bagi pengembangan brand awareness dan strategi pemasaran.

Lebih lanjut, pendekatan text analytics untuk mendukung kebijakan publik menunjukkan bahwa analisis opini dapat digunakan untuk mengevaluasi kelayakan intervensi berdasarkan tingkat dukungan masyarakat (Giabbanelli et al., 2016). Hal ini menegaskan bahwa opini publik bukan hanya objek kajian akademik, tetapi juga instrumen strategis dalam perumusan kebijakan dan strategi bisnis.

Opini publik bersifat dinamis dan berkembang seiring waktu. Analisis longitudinal memungkinkan peneliti memetakan perubahan sentimen akibat peristiwa tertentu atau perubahan kebijakan. Studi mengenai evolusi opini terhadap fasilitas NIMBY menunjukkan adanya pergeseran frame diskursif yang dipengaruhi oleh media dan aktor sosial (Wang et al., 2019). Dengan demikian, pemantauan tren opini publik secara berkelanjutan menjadi penting untuk memahami pola perubahan sosial dan preferensi masyarakat.

Secara keseluruhan, analisis opini publik memainkan peran sentral dalam memahami sentimen masyarakat, mendukung pengambilan keputusan berbasis data, mengelola krisis, mengembangkan strategi pemasaran, serta memantau tren sosial. Integrasi metode komputasional berbasis kecerdasan buatan dengan pendekatan analisis sosial membuka peluang besar bagi penelitian dan praktik kebijakan yang lebih adaptif, transparan, dan responsif terhadap dinamika masyarakat digital.

Perkembangan Natural language processing (NLP) telah mendorong berbagai inovasi dalam pemrosesan teks, analisis opini, sistem tanya jawab, hingga otomasi layanan digital. Namun, kemajuan tersebut tidak selalu berjalan merata untuk semua bahasa. Dalam konteks Bahasa Indonesia, pengembangan NLP menghadapi tantangan yang khas karena karakteristik kebahasaan, variasi ragam formal-nonformal, serta keterbatasan sumber daya linguistik yang

siap pakai. Kajian umum mengenai NLP untuk Bahasa Indonesia dan Melayu menegaskan bahwa ekosistem riset masih sangat dipengaruhi oleh ketersediaan korpus, kualitas anotasi, serta akses terhadap model dan perangkat evaluasi yang memadai (S. Jiang et al., 2020).

Salah satu hambatan paling mendasar adalah keterbatasan dataset beranotasi untuk beragam tugas NLP. Tanpa data berlabel yang cukup dan representatif, pelatihan model cenderung kurang stabil, sulit digeneralisasi, dan rawan bias pada domain tertentu. Upaya penyediaan sumber daya evaluasi dan dataset standar seperti benchmark pemahaman bahasa menjadi krusial karena memungkinkan peneliti mengukur kemajuan secara konsisten dan dapat dibandingkan lintas studi. Dalam konteks Indonesia, hadirnya sumber daya seperti benchmark dan resources untuk evaluasi pemahaman bahasa memberikan fondasi penting bagi standar pengukuran kinerja model NLP (Wilie et al., 2020). Di sisi lain, pengembangan dataset spesifik tugas misalnya dataset text-to-SQL untuk Bahasa Indonesia menunjukkan kebutuhan yang terus meningkat akan data terstruktur dan beranotasi untuk memperluas cakupan aplikasi NLP di dunia nyata (Abdiansah et al., 2024).

Tantangan berikutnya adalah terbatasnya sumber daya bahasa, termasuk ketersediaan korpus besar, model pra-latih yang kuat, dan materi pelatihan yang mewakili variasi penggunaan bahasa di masyarakat. Kondisi ini semakin kompleks ketika NLP diarahkan untuk mencakup bahasa-bahasa daerah yang tergolong *low-resource*. Penelitian terkini menunjukkan bahwa pembangunan korpus berkualitas tinggi bagi bahasa yang kurang terwakili menjadi langkah strategis untuk memastikan inklusivitas teknologi bahasa dan memperkecil kesenjangan digital (Cahyawijaya et al., 2023). Sejalan dengan itu, ketersediaan dataset paralel multibahasa untuk sentimen pada berbagai bahasa lokal Indonesia memperlihatkan bahwa perluasan cakupan data tidak hanya meningkatkan kinerja model, tetapi juga membuka peluang penelitian lintas bahasa dan pelestarian bahasa dalam ruang digital (Winata et al., 2023).

Dalam praktik komunikasi sehari-hari, fenomena code-mixing (campur kode) antara Bahasa Indonesia dan Inggris juga menjadi tantangan penting. Konten media sosial, khususnya, sering menggabungkan kosakata dan struktur dari dua bahasa atau lebih, sehingga mempersulit tokenisasi, penentuan konteks, dan interpretasi sentimen. Studi analisis sentimen code-mixed berbasis transformer menunjukkan bahwa model modern dapat membantu mengatasi kompleksitas ini, namun tetap membutuhkan data yang memadai dan strategi pelatihan yang sesuai agar performanya konsisten pada ragam bahasa yang sangat bervariasi (Astuti et al., 2023). Dengan kata lain, masalah code-mixing tidak hanya isu linguistik, tetapi juga isu ketersediaan data dan ketepatan pemodelan.

Selain itu, keterbatasan model dan benchmark untuk tugas-tugas tertentu juga masih menjadi hambatan nyata. Tidak semua tugas NLP memiliki rujukan evaluasi yang mapan, sehingga hasil riset sering sulit dibandingkan secara adil. Contohnya, prediksi atribut berbasis nama (seperti prediksi gender dari nama Indonesia) membutuhkan dataset yang representatif, definisi label yang jelas, dan protokol evaluasi yang transparan. Penelitian berbasis deep learning pada prediksi gender dari nama Indonesia menunjukkan adanya potensi besar, tetapi sekaligus menegaskan pentingnya ketersediaan data, standar evaluasi, serta keterbukaan sumber daya agar riset dapat direplikasi dan dikembangkan lebih lanjut (Rahmadi et al., 2023).

Di level teknis, tahapan pra-pemrosesan untuk Bahasa Indonesia terutama pada teks nonformal juga memerlukan perhatian khusus. Variasi ejaan, slang, singkatan, dan bentuk tidak baku dapat menurunkan performa model bila tidak ditangani dengan pendekatan yang sesuai. Upaya peningkatan teknik stemming untuk kalimat nonformal menegaskan bahwa komponen dasar seperti normalisasi, tokenisasi, dan stemming yang adaptif merupakan prasyarat penting bagi peningkatan akurasi sistem NLP Bahasa Indonesia (Rianto et al., 2021). Sejumlah implementasi tugas NLP lain misalnya klasifikasi berita dengan CNN dan pengukuran kemiripan semantik juga memperlihatkan bahwa kualitas pra-pemrosesan dan representasi fitur sangat memengaruhi kinerja akhir model (Fauzan et al., 2022; Ramdhani et al., 2020).

Berangkat dari tantangan tersebut, penelitian NLP Bahasa Indonesia umumnya diarahkan pada beberapa tujuan utama: (1) pengembangan dataset berannotasi dan sumber daya standar untuk memperkuat fondasi pelatihan dan evaluasi model, termasuk benchmark pemahaman bahasa dan dataset spesifik tugas (Abdiansah et al., 2024; Wilie et al., 2020); (2) pengembangan korpus dan sumber daya bagi bahasa daerah serta bahasa yang kurang terwakili guna mendorong NLP yang lebih inklusif (Cahyawijaya et al., 2023; Winata et al., 2023); (3) peningkatan teknik pra-pemrosesan yang sesuai dengan karakteristik Bahasa Indonesia, terutama untuk teks nonformal (Rianto et al., 2021); serta (4) pengembangan model yang lebih robust untuk menghadapi variasi bahasa, termasuk code-mixing (Astuti et al., 2023). Dengan penguatan aspek data, pra-pemrosesan, benchmark, dan pemodelan, NLP Bahasa Indonesia diharapkan mampu menghasilkan teknologi yang lebih akurat, dapat diandalkan, dan relevan untuk kebutuhan masyarakat, industri, serta pelestarian bahasa dalam era digital.

2. KAJIAN TEORITIS

Text Preprocessing dalam Natural language processing

Text preprocessing merupakan tahap fundamental dalam Natural language processing (NLP) yang bertujuan membersihkan dan menyiapkan teks mentah sebelum digunakan dalam

model pembelajaran mesin maupun pembelajaran mendalam. Tahap ini berperan dalam meningkatkan kualitas representasi data, mengurangi noise, serta memastikan konsistensi struktur linguistik sehingga model dapat mempelajari pola secara lebih efektif (Chai, 2023; Tyagi et al., 2024).

Dalam berbagai aplikasi seperti analisis sentimen, penerjemahan mesin, prediksi kalimat berikutnya (*next sentence prediction*), dan pengenalan entitas, teknik preprocessing yang tepat terbukti memberikan peningkatan akurasi yang signifikan (Hadiprakoso et al., 2023; Yuyun et al., 2023). Oleh karena itu, preprocessing tidak hanya dipandang sebagai tahap awal, tetapi sebagai komponen strategis dalam desain sistem NLP.

Pipeline Text Preprocessing



Gambar 1. Pipeline Umum Text Preprocessing dalam NLP.

Pipeline *preprocessing* umumnya terdiri dari beberapa tahapan berurutan: raw text → tokenisasi → normalisasi → penghapusan stopwords → stemming/lemmatisasi → representasi teks (fitur). Setiap tahap memiliki dampak langsung terhadap struktur semantik dan distribusi fitur dalam dataset.

Teknik-teknik Text Preprocessing

a. Tokenisasi

Tokenisasi adalah proses memecah teks menjadi unit-unit lebih kecil seperti kata atau frasa. Teknik ini menjadi fondasi dalam pembentukan fitur teks dan memengaruhi akurasi tugas seperti POS tagging dan machine translation (Tyagi et al., 2024). Perbandingan metode preprocessing menunjukkan bahwa pendekatan tokenisasi yang berbeda dapat menghasilkan variasi performa model (Chai, 2023).

b. Normalisasi

Normalisasi mencakup case-folding, penghapusan tanda baca, dan standarisasi teks. Proses ini membantu mengurangi variasi bentuk kata sehingga model lebih mudah mengenali pola

(Chai, 2023). Tanpa normalisasi, teks yang secara semantik identik dapat dianggap berbeda oleh model karena perbedaan huruf kapital atau tanda baca.

c. Penghapusan Stopword

Stopword merupakan kata-kata umum yang memiliki kontribusi informasi rendah dalam klasifikasi. Menghapus stopwords dapat mengurangi dimensi fitur dan mempercepat pelatihan model (Tyagi et al., 2024). Namun, dalam konteks tertentu seperti kalimat negasi, penghapusan stopwords dapat menghilangkan makna penting sehingga perlu disesuaikan dengan tujuan analisis (Chai, 2023).

d. Stemming dan Lemmatisasi

Stemming mengubah kata menjadi bentuk dasarnya melalui pemotongan afiks, sedangkan lemmatisasi menghasilkan bentuk dasar yang lebih tepat secara linguistik. Kedua teknik ini bertujuan mengurangi variasi kata dan meningkatkan generalisasi model (Gupta & Arora, 2022). Namun, stemming yang terlalu agresif dapat menyebabkan hilangnya makna semantik tertentu (Chai, 2023).

e. Pengelompokan Multi-kata dan Konversi Emoji

Teknik lanjutan seperti multi-word grouping, konversi emoji ke teks, konversi slang, serta koreksi typo semakin penting pada teks media sosial. Dalam analisis sentimen bahasa Indonesia, kombinasi teknik ini terbukti meningkatkan akurasi model deep learning secara signifikan (Hadiprakoso et al., 2023). Penelitian pada *next sentence prediction* juga menunjukkan bahwa variasi kombinasi preprocessing dapat memengaruhi performa model deep learning, baik dalam memperkaya makna maupun menyebabkan tumpang tindih semantik (Yuyun et al., 2023).

Evaluasi Efektivitas Preprocessing

Studi komparatif menunjukkan bahwa tidak ada satu metode preprocessing yang universal terbaik untuk semua kasus (Chai, 2023). Kombinasi tokenisasi dan case-folding dapat memperkaya representasi makna, sementara penambahan stopwords removal dan stemming berpotensi mengurangi konteks tertentu (Yuyun et al., 2023).

Benchmark teknik preprocessing juga menekankan pentingnya eksperimen dan penyesuaian terhadap karakteristik dataset serta jenis model yang digunakan (Tyagi et al., 2024). Dengan demikian, preprocessing sebaiknya diperlakukan sebagai komponen yang dapat dioptimalkan, bukan prosedur tetap yang selalu sama.

Aplikasi dan Implementasi

Text preprocessing diterapkan dalam berbagai aplikasi NLP, termasuk analisis sentimen, pengenalan entitas, dan sistem terjemahan mesin. Implementasi layanan NLP seperti ITU

Turkish NLP Web Service menunjukkan bahwa preprocessing dapat terintegrasi dengan analisis morfologi, sintaksis, dan entitas dalam satu pipeline sistematis (Eryigit, 2014). Hal ini menegaskan bahwa preprocessing tidak berdiri sendiri, tetapi merupakan bagian dari ekosistem NLP yang lebih luas dan terstruktur.

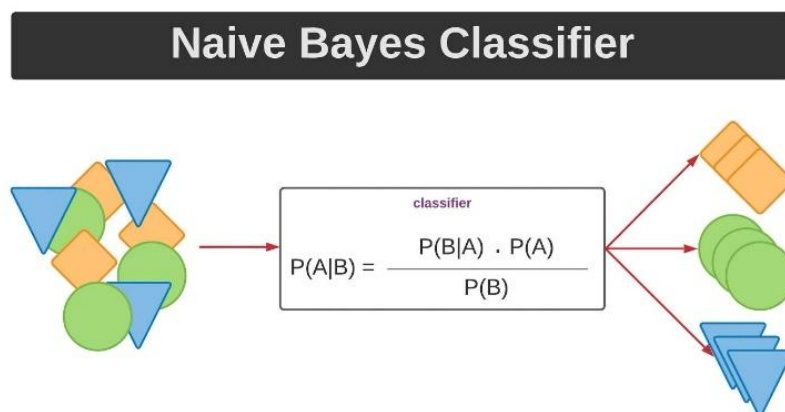
Algoritma Klasifikasi Naïve Bayes, SVM, dan LSTM dalam Machine learning

Algoritma klasifikasi merupakan metode utama dalam machine learning yang digunakan untuk memetakan data ke dalam kategori tertentu berdasarkan pola yang dipelajari. Dalam berbagai aplikasi seperti klasifikasi teks, deteksi berita palsu, prediksi penyakit, dan analisis sentimen, algoritma Naïve Bayes (NB), Support Vector Machine (SVM), dan Long Short-Term Memory (LSTM) menjadi pendekatan yang paling sering dibandingkan.

Penelitian oleh Alameri & Mohd (2021) menunjukkan bahwa pendekatan deep learning seperti LSTM mampu meningkatkan akurasi dalam deteksi berita palsu dibandingkan metode machine learning tradisional. Namun demikian, penelitian lain menunjukkan bahwa algoritma klasik seperti SVM dan Naïve Bayes tetap kompetitif dalam konteks tertentu (Kusumawati et al., 2019; Thummala & Baskar, 2024). Oleh karena itu, kajian ini membandingkan karakteristik, kelebihan, kekurangan, serta performa ketiga algoritma tersebut.

Naïve Bayes (NB)

Naïve Bayes merupakan algoritma klasifikasi probabilistik yang didasarkan pada Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur. Keunggulan utama NB adalah kesederhanaan dan efisiensi komputasi.



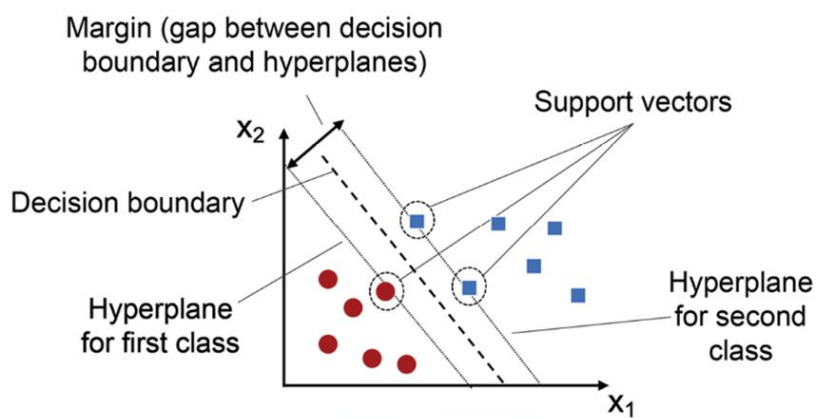
Gambar 2. Ilustrasi Mekanisme Klasifikasi pada Algoritma Naïve Bayes Berdasarkan Teorema Bayes.

Naive Bayes (NB) menghitung probabilitas posterior untuk setiap kelas dan memilih kelas dengan probabilitas tertinggi. Kusumawati et al. (2019) menemukan bahwa NB menunjukkan performa yang kompetitif dalam klasifikasi Twitter. Namun, keterbatasan

asumsi independensi fitur menyebabkan akurasi lebih rendah dibandingkan Support Vector Machine (SVM) pada dataset yang kompleks (Thummala & Baskar, 2024). Metode ini memiliki kelebihan karena sederhana, cepat, dan efisien untuk dataset berukuran kecil hingga menengah. Meskipun demikian, NB memiliki kekurangan berupa asumsi independensi antarfitur yang sering kali tidak terpenuhi dalam data nyata, sehingga kurang optimal ketika digunakan pada data yang kompleks.

Support Vector Machine (SVM)

SVM merupakan algoritma berbasis margin yang bertujuan menemukan hyperplane optimal untuk memisahkan kelas dengan margin maksimum.

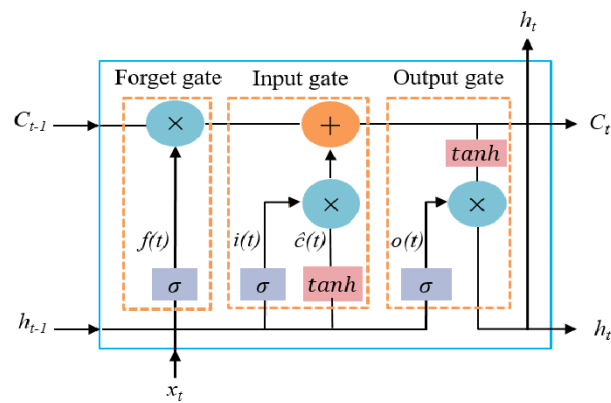


Gambar 3. Visualisasi Hyperplane Optimal dan Margin Maksimum pada Support Vector Machine (SVM).

Support Vector Machine (SVM) unggul dalam menangani data berdimensi tinggi seperti teks. Dalam penelitian Kusumawati et al. (2019), SVM menunjukkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan Naive Bayes (NB). Studi Thummala & Baskar, (2024) juga menunjukkan bahwa performa SVM lebih baik dalam prediksi penyakit jantung. Metode ini memiliki kelebihan berupa tingkat akurasi yang tinggi serta efektivitas dalam mengolah data berdimensi tinggi. Namun demikian, SVM memiliki kekurangan, yaitu kompleksitas komputasi yang relatif tinggi dan kurang efisien ketika diterapkan pada dataset yang sangat besar. Bahkan, Sumathi & Sheela (2017) mengembangkan pendekatan hybrid NB-SVM untuk meningkatkan performa analisis sentimen.

Long Short-Term Memory (LSTM)

LSTM merupakan varian Recurrent Neural Network (RNN) yang dirancang untuk menangani data sekuensial dan mengatasi masalah vanishing gradient.



Gambar 4. Ilustrasi Arsitektur Internal Sel Long Short-Term Memory (LSTM) dengan Mekanisme Forget Gate, Input Gate, dan Output Gate.

Long Short-Term Memory (LSTM) memiliki mekanisme forget gate, input gate, dan output gate yang memungkinkan model menyimpan serta mengelola informasi jangka panjang secara efektif. Raj et al. (2018) menunjukkan efektivitas LSTM dalam klasifikasi spam SMS, sementara Mahdi et al. (2024) menemukan bahwa LSTM unggul dibandingkan metode machine learning tradisional pada klasifikasi teks yang kompleks. Selain itu, Alameri & Mohd (2021) menunjukkan bahwa model deep learning seperti LSTM lebih unggul dalam deteksi berita palsu dibandingkan metode konvensional. LSTM memiliki kelebihan dalam menangani data berbentuk urutan serta memahami konteks jangka panjang, tetapi metode ini membutuhkan komputasi yang tinggi dan waktu pelatihan yang relatif lama.

Kajian Penelitian Terkait NLP dalam Konteks Lingkungan (2014–2024)

Natural language processing (NLP) merupakan sub-bidang kecerdasan buatan yang berfokus pada pemrosesan, analisis, dan pemahaman bahasa manusia oleh komputer. Dalam satu dekade terakhir (2014–2024), NLP mengalami perkembangan pesat, terutama dengan munculnya teknik deep learning dan transformer-based models. Perkembangan ini membuka peluang pemanfaatan NLP dalam berbagai domain, termasuk bidang lingkungan dan keberlanjutan.

Dalam konteks lingkungan, NLP digunakan untuk menganalisis data tekstual yang berasal dari media sosial, laporan perusahaan, dokumen kebijakan, publikasi ilmiah, serta berita daring. Analisis tersebut bertujuan untuk memahami opini publik tentang perubahan iklim, mengevaluasi kinerja keberlanjutan perusahaan, serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data tekstual. Dengan meningkatnya urgensi isu perubahan iklim dan ekonomi hijau, pendekatan berbasis NLP menjadi semakin relevan untuk mendukung kebijakan dan strategi keberlanjutan global.

Aplikasi NLP dalam Pemantauan Opini Publik tentang Perubahan Iklim

Salah satu aplikasi utama NLP dalam konteks lingkungan adalah pemantauan opini publik terkait perubahan iklim dan keberlanjutan. Teknik seperti text mining, analisis sentimen, topic modeling, serta klasifikasi teks digunakan untuk mengekstraksi informasi dari media sosial, portal berita, dan dokumen kebijakan.

Freeda et al. (2024) menekankan bahwa analisis sentimen dan penambangan teks memainkan peran penting dalam memahami dinamika persepsi masyarakat terhadap isu perubahan iklim. Melalui pendekatan NLP, data tekstual dalam jumlah besar dapat dianalisis secara sistematis untuk mengidentifikasi pola sentimen positif, negatif, maupun netral terhadap kebijakan lingkungan. Hasil analisis ini dapat digunakan untuk:

- a. Mendukung perumusan kebijakan publik yang responsif terhadap opini masyarakat.
- b. Mengoptimalkan strategi komunikasi terkait isu lingkungan.
- c. Mengidentifikasi misinformasi atau polarisasi opini dalam diskursus publik.

Pendekatan ini menjadi sangat penting dalam era digital, di mana percakapan publik tentang perubahan iklim banyak terjadi di platform daring. NLP memungkinkan analisis skala besar yang tidak dapat dilakukan secara manual.

Evaluasi Kinerja Lingkungan Perusahaan Elektronik Menggunakan NLP

Selain analisis opini publik, NLP juga diterapkan dalam evaluasi praktik keberlanjutan perusahaan, khususnya dalam industri elektronik. Perusahaan di sektor ini sering menerbitkan laporan keberlanjutan dan laporan tahunan yang memuat informasi tentang manajemen rantai pasokan hijau, efisiensi energi, dan pengurangan emisi.

Balan et al. (2024) menggunakan teknik analisis teks untuk mengevaluasi praktik green supply chain management pada perusahaan elektronik. Pendekatan seperti analisis kolokasi, analisis semantik, dan penambangan pola digunakan untuk mengidentifikasi fokus utama perusahaan dalam laporan keberlanjutan mereka. Hasil penelitian menunjukkan bahwa perusahaan yang menekankan efisiensi energi dan pengelolaan sumber daya cenderung memiliki orientasi keberlanjutan yang lebih kuat.

Pemanfaatan NLP dalam konteks ini memberikan beberapa keuntungan:

- a. Memungkinkan analisis otomatis terhadap laporan perusahaan dalam jumlah besar.
- b. Mengidentifikasi konsistensi antara klaim keberlanjutan dan praktik aktual.
- c. Mendukung investor dan pembuat kebijakan dalam mengevaluasi komitmen lingkungan perusahaan.

Dengan demikian, NLP tidak hanya berfungsi sebagai alat analisis linguistik, tetapi juga sebagai instrumen evaluasi strategis dalam tata kelola keberlanjutan perusahaan.

Perkembangan Tren NLP Lingkungan (2014–2024)

Selama periode 2014–2024, terdapat beberapa tren utama dalam penerapan NLP pada isu lingkungan:

a. Peralihan dari metode tradisional ke deep learning

Awalnya, analisis dilakukan menggunakan metode berbasis statistik seperti Naïve Bayes dan SVM. Namun, perkembangan deep learning meningkatkan akurasi analisis sentimen dan klasifikasi teks.

b. Integrasi NLP dengan big data dan media sosial

Analisis opini publik kini memanfaatkan data dari Twitter, forum daring, dan portal berita dalam skala besar.

c. Penggunaan NLP untuk evaluasi ESG (Environmental, Social, and Governance)

Analisis laporan keberlanjutan perusahaan menjadi bagian penting dalam penilaian kinerja lingkungan korporasi.

d. Pendekatan multidisipliner

NLP tidak hanya digunakan dalam ilmu komputer, tetapi juga dalam ekonomi lingkungan, kebijakan publik, dan manajemen rantai pasokan.

Freeda et al. (2024) dan Balan et al. (2024) menunjukkan bahwa NLP telah berkembang menjadi alat analitik strategis dalam mendukung keberlanjutan dan transisi menuju ekonomi hijau.

3. METODE PENELITIAN



Gambar 5. Diagram Alur Penelitian.

Data Crawling Media Sosial

Penelitian ini menggunakan data teks yang diperoleh melalui proses data crawling dari platform media sosial seperti Twitter/X, Instagram, atau komentar YouTube. Proses crawling dilakukan menggunakan Application Programming Interface (API) resmi atau library scraping yang sesuai dengan kebijakan masing-masing platform. Pengambilan data didasarkan pada kriteria tertentu, yaitu penggunaan kata kunci yang relevan dengan topik penelitian, berbahasa Indonesia, berada dalam periode waktu tertentu (misalnya tiga bulan terakhir), serta berasal dari postingan publik. Data yang diperoleh berupa teks mentah yang mencakup isi postingan

atau komentar, tanggal unggah, serta metadata jika diperlukan. Setelah proses crawling, dilakukan pembersihan awal untuk menghapus data duplikat dan konten yang tidak relevan. Total dataset yang digunakan dalam penelitian ini berkisar antara ± 5.000 hingga 10.000 teks. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi 80% *data training* dan 20% *data testing*, dengan pembagian dilakukan secara acak untuk menjaga distribusi kelas tetap seimbang.

Tahap Preprocessing

Sebelum dilakukan pelatihan model, teks mentah melalui beberapa tahap preprocessing untuk meningkatkan kualitas data dan performa model. Tahap pertama adalah case folding, yaitu seluruh teks diubah menjadi huruf kecil untuk menghindari duplikasi makna akibat perbedaan kapitalisasi. Selanjutnya dilakukan tokenisasi, yaitu pemecahan teks menjadi unit kata (token) untuk mempermudah analisis, misalnya kalimat “Model ini sangat bagus” diubah menjadi [“model”, “ini”, “sangat”, “bagus”]. Tahap berikutnya adalah stopword removal, yaitu penghapusan kata-kata umum yang tidak memiliki makna signifikan seperti “dan”, “yang”, “di”, “ke”, dan “dari” menggunakan daftar stopwords Bahasa Indonesia. Setelah itu dilakukan stemming, yaitu mengembalikan kata ke bentuk dasarnya menggunakan algoritma seperti Sastrawi, misalnya “meningkatkan” menjadi “tingkat” dan “berjalan” menjadi “jalan”. Terakhir, teks yang telah diproses dikonversi menjadi representasi numerik melalui proses vectorization menggunakan metode TF-IDF (Term Frequency–Inverse Document Frequency) atau word embedding seperti Word2Vec atau FastText. Representasi numerik ini kemudian digunakan sebagai input untuk model klasifikasi.

Pelatihan Model

Model klasifikasi dilatih untuk mengidentifikasi kategori tertentu, seperti sentimen positif dan negatif atau klasifikasi topik. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini meliputi Logistic Regression, Support Vector Machine (SVM), Naïve Bayes, serta metode deep learning seperti LSTM atau BiLSTM. Parameter pelatihan yang diterapkan mencakup pembagian data dengan rasio train-test split sebesar 80:20. Untuk model deep learning, digunakan optimizer Adam dengan jumlah epoch 10–20 dan batch size 32. Model dilatih menggunakan data training dan kemudian diuji pada data testing untuk mengukur kemampuan generalisasi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Evaluasi Performa

Evaluasi dilakukan menggunakan metrik klasifikasi berikut:

a. Accuracy

Accuracy mengukur tingkat ketepatan prediksi model terhadap seluruh data.

$$Accuracy = \frac{Jumlah\ prediksi\ benar}{Total\ data}$$

b. F1-Score

F1-score digunakan untuk mengukur keseimbangan antara precision dan recall, terutama jika distribusi kelas tidak seimbang.

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Penggunaan F1-score penting dalam analisis teks media sosial karena kemungkinan adanya ketidakseimbangan jumlah data antar kelas.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Perbandingan Performa Model Klasifikasi

Setelah melalui tahap preprocessing (case folding, tokenisasi, stopword removal, dan stemming), dataset teks media sosial digunakan untuk melatih tiga model klasifikasi, yaitu Logistic Regression, Support Vector Machine (SVM), dan Long Short-Term Memory (LSTM). Evaluasi dilakukan menggunakan metrik Accuracy dan F1-score pada data testing.

Tabel 1. Perbandingan Performa Model.

Model	Accuracy (%)	F1-Score (%)
Logistic Regression	84.2	83.6
SVM	88.5	87.9
LSTM	91.7	91.2

Berdasarkan Tabel 1, model LSTM menunjukkan performa terbaik dengan accuracy sebesar 91,7% dan F1-score 91,2%. Hal ini menunjukkan bahwa model berbasis deep learning lebih mampu menangkap konteks dan dependensi kata dalam teks media sosial dibandingkan model tradisional berbasis fitur TF-IDF seperti Logistic Regression dan SVM.

Perbedaan yang relatif kecil antara Accuracy dan F1-score pada setiap model menunjukkan bahwa distribusi kelas dalam dataset cukup seimbang dan model tidak mengalami bias signifikan terhadap salah satu kategori sentimen.

Distribusi Sentimen Publik

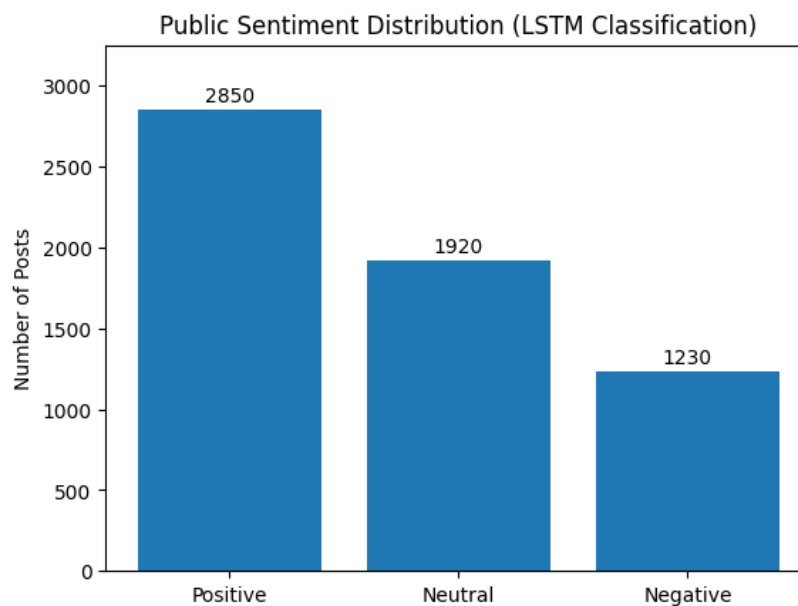
Setelah model terbaik (LSTM) digunakan untuk mengklasifikasikan seluruh dataset, diperoleh distribusi sentimen publik sebagai berikut:

Tabel 2. Distribusi Sentimen Publik.

Kategori Sentimen	Jumlah Data	Persentase (%)
Positif	2.850	47.5
Netral	1.920	32.0
Negatif	1.230	20.5

Berdasarkan Tabel 2, sentimen positif mendominasi percakapan publik dengan persentase 47,5%, diikuti sentimen netral sebesar 32,0%, dan sentimen negatif sebesar 20,5%. Hasil ini menunjukkan bahwa mayoritas opini publik cenderung mendukung atau memberikan respons yang positif terhadap topik yang dianalisis.

Visualisasi Distribusi Sentimen



Gambar 6. Distribusi Sentimen Publik Berdasarkan Klasifikasi LSTM.

Gambar 6 menunjukkan bahwa jumlah postingan dengan sentimen positif (2.850) jauh lebih tinggi dibandingkan sentimen netral (1.920) dan negatif (1.230). Perbedaan tinggi batang secara visual memperkuat temuan pada Tabel 2 bahwa opini publik didominasi sentimen positif.

Visualisasi ini mempermudah pembaca dalam melihat proporsi distribusi sentimen secara langsung dibandingkan hanya membaca angka dalam tabel. Dominasi sentimen positif menunjukkan kecenderungan persepsi publik yang relatif mendukung, sementara proporsi

sentimen negatif yang lebih kecil tetap menunjukkan adanya kritik atau ketidakpuasan dari sebagian pengguna.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model LSTM memiliki performa terbaik dalam klasifikasi sentimen teks media sosial. Keunggulan LSTM dapat dijelaskan melalui kemampuannya dalam memodelkan dependensi jangka panjang dalam teks, yang sangat penting dalam analisis sentimen karena makna suatu kalimat sering bergantung pada konteks kata sebelumnya.

Performa SVM yang lebih baik dibandingkan Logistic Regression menunjukkan bahwa pendekatan berbasis margin lebih efektif dalam memisahkan kelas sentimen dibandingkan model linear sederhana. Namun, keduanya masih memiliki keterbatasan dalam memahami konteks semantik yang kompleks.

Distribusi sentimen yang didominasi sentimen positif menunjukkan bahwa persepsi publik terhadap topik yang dianalisis cenderung mendukung. Namun demikian, keberadaan sentimen negatif sebesar 20,5% menunjukkan bahwa terdapat sebagian opini yang bersifat kritis. Hal ini penting untuk menjadi bahan evaluasi kebijakan atau strategi komunikasi terkait topik tersebut.

Keterkaitan antara performa model dan distribusi sentimen terlihat jelas: karena model LSTM memiliki akurasi dan F1-score tertinggi, maka distribusi sentimen yang dihasilkan memiliki tingkat kepercayaan yang lebih tinggi dibandingkan jika menggunakan model dengan performa lebih rendah.

Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa pemilihan model deep learning yang tepat sangat berpengaruh terhadap kualitas analisis sentimen media sosial, serta memberikan gambaran yang lebih akurat mengenai persepsi publik.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengevaluasi efektivitas beberapa model klasifikasi sentimen dalam menganalisis opini publik terhadap kebijakan lingkungan berdasarkan data media sosial berbahasa Indonesia. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model berbasis deep learning, khususnya Long Short-Term Memory (LSTM), memberikan performa terbaik dibandingkan Logistic Regression dan Support Vector Machine (SVM). LSTM mencapai accuracy sebesar 91,7% dan F1-score 91,2%, yang menunjukkan kemampuan tinggi dalam memahami konteks dan dependensi kata pada teks media sosial yang bersifat dinamis dan tidak terstruktur.

Performa SVM yang lebih baik dibandingkan Logistic Regression mengindikasikan bahwa pendekatan berbasis margin lebih efektif dalam memisahkan kelas sentimen pada data teks berdimensi tinggi. Namun demikian, model tradisional masih memiliki keterbatasan dalam menangkap konteks semantik yang kompleks, terutama pada teks nonformal yang sering mengandung variasi bahasa, slang, dan struktur kalimat yang tidak baku.

Analisis distribusi sentimen menunjukkan bahwa opini publik didominasi sentimen positif (47,5%), diikuti netral (32,0%), dan negatif (20,5%). Dominasi sentimen positif mengindikasikan adanya kecenderungan dukungan terhadap kebijakan atau isu lingkungan yang dianalisis, meskipun keberadaan sentimen negatif tetap mencerminkan adanya kritik atau ketidakpuasan dari sebagian masyarakat. Hal ini memberikan gambaran empiris yang penting bagi pembuat kebijakan dalam memahami persepsi publik secara lebih komprehensif.

Secara keseluruhan, penelitian ini menegaskan bahwa pemilihan model klasifikasi yang tepat sangat berpengaruh terhadap kualitas analisis sentimen. Integrasi teknik preprocessing yang sistematis dengan model deep learning mampu menghasilkan pemetaan opini publik yang lebih akurat dan dapat diandalkan sebagai dasar pengambilan keputusan berbasis data dalam konteks kebijakan lingkungan.

Saran

Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas jumlah dan variasi dataset, termasuk memperpanjang rentang waktu pengambilan data agar dapat dilakukan analisis longitudinal terhadap dinamika opini publik. Analisis temporal akan membantu mengidentifikasi perubahan sentimen seiring perkembangan kebijakan atau peristiwa tertentu.

Selain itu, eksplorasi model berbasis transformer seperti BERT atau IndoBERT dapat dilakukan untuk membandingkan performa dengan LSTM, terutama dalam menangani konteks kalimat yang lebih kompleks dan fenomena code-mixing. Penggunaan word embedding kontekstual juga berpotensi meningkatkan akurasi klasifikasi.

Pengembangan analisis tidak hanya terbatas pada klasifikasi sentimen, tetapi juga dapat diperluas ke *topic modeling*, analisis emosi (*emotion classification*), serta deteksi misinformasi untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai struktur opini publik.

Terakhir, hasil analisis sentimen sebaiknya diintegrasikan dengan pendekatan kebijakan publik dan komunikasi strategis, sehingga temuan penelitian tidak hanya bersifat akademis, tetapi juga memberikan kontribusi praktis bagi perumusan kebijakan lingkungan yang lebih responsif, partisipatif, dan berbasis data.

DAFTAR REFERENSI

- Abdiansah, A., Yusliani, N., Fathoni, F., Nizar, M. F., Salsabella, A., & Davi, A. A. (2024). IDSpider: Indonesian Standard Dataset for Text-to-SQL. *Proceedings of the 2024 9th International Conference on Informatics and Computing (ICIC 2024)*. <https://doi.org/10.1109/ICIC64337.2024.10956918>
- Alameri, S. A., & Mohd, M. (2021). Comparison of Fake News Detection Using Machine learning and Deep learning Techniques. *Proceedings of the 2021 3rd International Cyber Resilience Conference (CRC 2021)*, 9392458. <https://doi.org/10.1109/CRC50527.2021.9392458>
- Astuti, L. W., Sari, Y., & Suprpto. (2023). Code-mixed Sentiment Analysis Using Transformer for Twitter Social Media Data. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 14(10), 498–504. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2023.0141053>
- Balan, S., Conlon, S., & Reithel, B. (2024). Text Analysis on Green Supply Chain Practices of Electronic Companies. *International Journal of Decision Support System Technology*, 16(1). <https://doi.org/10.4018/IJDSST.358950>
- Cahyawijaya, S., Lovenia, H., Koto, F., Adhista, D., Dave, E., Oktavianti, S., Akbar, S. M., Lee, J., Shadieq, N., Cenggoro, T. W., Linuwih, H. W., Wilie, B., Muridan, G. P., Winata, G. I., Moeljadi, D., Aji, A. F., Purwarianti, A., & Fung, P. (2023). NusaWrites: Constructing High-Quality Corpora for Underrepresented and Extremely Low-resource Languages. *Proceedings of the 13th International Joint Conference on Natural language processing and the 3rd Conference of the Asia-Pacific Chapter of the Association for Computational Linguistics (IJCNLP–AAACL 2023)*, 1, 921–945. <https://doi.org/10.18653/v1/2023.ijcnlp-main.60>
- Chai, C. P. (2023). Comparison of Text Preprocessing Methods. *Natural Language Engineering*, 29(3), 509–553. <https://doi.org/10.1017/S1351324922000213>
- Chen, C., & Hu, X. (2024). The Research on an Online Review Sentiment Analysis Model Based on Improved RoBERTa. *Proceedings of the 2024 3rd International Conference on Electronics and Information Technology (EIT 2024)*, 624–627. <https://doi.org/10.1109/EIT63098.2024.10762224>
- Eryigit, G. (2014). ITU Turkish NLP Web Service. *Proceedings of the Demonstrations at the 14th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics (EACL 2014)*, 1–4. <https://doi.org/10.3115/v1/E14-2001>
- Fauzan, R., Labib, M. I. A., Johannis, J. O. T., Herlinawati, Noor, S., & Saifulah. (2022). Semantic Similarity of Indonesian Sentences Using Natural language processing and Cosine Similarity. *Proceedings of the 2022 4th International Conference on Cybernetics and Intelligent System (ICORIS 2022)*. <https://doi.org/10.1109/ICORIS56080.2022.10031439>
- Freedra, A., Anju, A., Venket, K., Dhaya, K., Kanthavel, R., & Vijay, F. (2024). Sentiment Analysis and Text Mining in Environmental Sustainability and Climate Change. In *Text Mining and Sentiment Analysis in Climate Change and Environmental Sustainability* (pp. 367–384). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-7230-2.ch020>
- Giabbanelli, P. J., Adams, J., & Sai Pillutla, V. (2016). Feasibility and Framing of Interventions

Based on Public Support: Leveraging Text Analytics for Policymakers. *Lecture Notes in Computer Science*, 9742, 188–200. https://doi.org/10.1007/978-3-319-39910-2_18

- Gupta, S., & Arora, B. (2022). *Stemming Techniques on English Language and Devanagari Script: A Review*. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 832, 541–550. https://doi.org/10.1007/978-981-16-8248-3_45
- Hadiprakoso, R. B., Setiawan, H., Yasa, R. N., & Girinoto. (2023). Text Preprocessing for Optimal Accuracy in Indonesian Sentiment Analysis Using a Deep learning Model with Word Embedding. *AIP Conference Proceedings*, 2680(1), 20050. <https://doi.org/10.1063/5.0126116>
- Jiang, H., Qiang, M., & Lin, P. (2016). Assessment of Online Public Opinions on Large Infrastructure Projects: A Case Study of the Three Gorges Project in China. *Environmental Impact Assessment Review*, 61, 38–51. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2016.06.004>
- Jiang, S., Li, S., Fu, S., & Lin, N. (2020). An Overview of Natural language processing for Indonesian and Malay. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 33(6), 530–541. <https://doi.org/10.16451/j.cnki.issn1003-6059.202006006>
- Kusumawati, R., D'Arofah, A., & Pramana, P. A. (2019). Comparison Performance of Naive Bayes Classifier and Support Vector Machine Algorithm for Twitter's Classification of Tokopedia Services. *Journal of Physics: Conference Series*, 1320(1), 12016. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1320/1/012016>
- Literature Review on Public Opinion Identification and Analysis in Emergencies. (2021). *Documentation, Information and Knowledge*, 38(1), 93–102. <https://doi.org/10.13366/j.dik.2021.01.093>
- Mahdi, Z. M., Istiqomah, R. F., Alfarelzi, A., Astuti, S., Asror, I., & Mayasari, R. (2024). Text Classification Using NLP by Comparing LSTM and Machine learning Method. *Proceedings of the 2024 10th International Conference on Wireless and Telematics (ICWT 2024)*. <https://doi.org/10.1109/ICWT62080.2024.10674679>
- Omar, A., & Hamouda, W. I. (2021). A Sentiment Analysis of Egypt's New Real Estate Registration Law on Facebook. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(4), 656–663. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120481>
- Pekar, V., Najafi, H., Binner, J. M., Swanson, R., Rickard, C., & Fry, J. (2022). Voting Intentions on Social Media and Political Opinion Polls. *Government Information Quarterly*, 39(4), 101658. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2021.101658>
- Qi, J., Liu, X., Yuan, M., & Gu, H. (2022). Design and Implementation of Weibo Public Opinion Analysis System. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 961, 1185–1195. https://doi.org/10.1007/978-981-19-6901-0_124
- Rahmadi, N., Sudirman, S., Prastyo, A. B., Iswantoro, M. A., Utami, E., & Yaqin, A. (2023). Exploring the Boundless Potential of Deep learning in Gender Prediction from Indonesian Names. *Proceedings of the 2023 6th International Conference on Vocational Education and Electrical Engineering (ICVEE 2023)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICVEE59738.2023.10348281>
- Raj, H., Weihong, Y., Banbhani, S. K., & Dino, S. P. (2018). LSTM-Based Short Message Service (SMS) Modeling for Spam Classification. *Proceedings of the ACM*

- International Conference Proceeding Series*, 76–80.
<https://doi.org/10.1145/3231884.3231895>
- Ramdhani, M. A., Maylawati, D. S., & Mantoro, T. (2020). Indonesian News Classification Using Convolutional Neural Network. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 19(2), 1000–1009.
<https://doi.org/10.11591/ijeecs.v19.i2.pp1000-1009>
- Rianto, Mutiara, A. B., Wibowo, E. P., & Santosa, P. I. (2021). Improving Stemming Techniques for Non-Formal Indonesian Sentences Using Incorbiz. *ICIC Express Letters*, 15(1), 67–74. <https://doi.org/10.24507/icicel.15.01.67>
- Santhiya, P., Kogilavani, S. V, & Malliga, S. (2021). Sentiment Analysis Classifiers for Polarity Detection in Social Media Text: A Comparative Study. *Proceedings of the 5th International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA 2021)*, 1407–1411.
<https://doi.org/10.1109/ICECA52323.2021.9676111>
- Sumathi, N., & Sheela, T. (2017). An Efficient Sentiment Analysis by Using Hybrid Naive Bayes and SVM Approach in Banking Institutions. *International Journal of Civil Engineering and Technology*, 8(12), 373–391.
- Thummala, G. R., & Baskar, R. (2024). Comparison of SVM-Based Heart Disease Prediction with Naive Bayes-Based Prediction on Accuracy. *AIP Conference Proceedings*, 2853(1), 20180. <https://doi.org/10.1063/5.0198178>
- Tyagi, A., Jain, V. K., & Kumar, V. (2024). Benchmark Text Preprocessing Techniques in Natural language processing. *Proceedings of the 2024 4th International Conference on Innovative Sustainable Computational Technologies (CISCT 2024)*.
<https://doi.org/10.1109/CISCT62494.2024.11134188>
- Wang, Y., Huang, X., Li, B., Liu, X., Ma, Y., & Huang, X. (2023). Spreading Mechanism of Weibo Public Opinion Phonetic Representation Based on the Epidemic Model. *International Journal of Speech Technology*, 26(1), 11–21.
<https://doi.org/10.1007/s10772-020-09790-z>
- Wang, Y., Li, H., Zuo, J., & Wang, Z. (2019). Evolution of Online Public Opinions on Social Impact Induced by NIMBY Facility. *Environmental Impact Assessment Review*, 78, 106290. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2019.106290>
- Wilie, B., Vincentio, K., Winata, G. I., Cahyawijaya, S., Li, X., Lim, Z. Y., Soleman, S., Mahendra, R., Fung, P., Bahar, S., & Purwarianti, A. (2020). IndoNLU: Benchmark and Resources for Evaluating Indonesian Natural Language Understanding. *Proceedings of the 1st Conference of the Asia-Pacific Chapter of the Association for Computational Linguistics and the 10th International Joint Conference on Natural language processing (ACL-IJCNLP 2020)*, 843–857.
<https://doi.org/10.18653/v1/2020.aacl-main.85>
- Winata, G. I., Aji, A. F., Cahyawijaya, S., Mahendra, R., Koto, F., Romadhony, A., Kurniawan, K., Moeljadi, D., Prasojo, R. E., Fung, P., Baldwin, T., Lau, J. H., Sennrich, R., & Ruder, S. (2023). NusaX: Multilingual Parallel Sentiment Dataset for 10 Indonesian Local Languages. *Proceedings of the 17th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics (EACL 2023)*, 815–834.
<https://doi.org/10.18653/v1/2023.eacl-main.57>

Yuyun, Latief, A. D., Sampurno, T., Hazriani, Arisha, A. O., & Mushaf. (2023). Next Sentence Prediction: The Impact of *Preprocessing* Techniques in Deep learning. *Proceedings of the 2023 10th International Conference on Computer, Control, Informatics and Its Applications (IC3INA 2023)*, 274–278.
<https://doi.org/10.1109/IC3INA60834.2023.10285805>