

WEB SCRAPING DAN NATURAL LANGUAGE PROCESSING MENGGUNAKAN CNN UNTUK ANALISIS SENTIMEN LINTAS PLATFORM DIGITAL

Arjuna Adlina Martha, Ade Eviyanti, Arif Senja Fitrani, Ika Ratna Indra Astutik

Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo

Jl. Raya Gelam No. 250, Kec. Candi, Kabupaten Sidoarjo, Jawa Timur

adeeviyanti@umsida.ac.id

ABSTRAK

Pertumbuhan pesat opini publik di platform digital seperti YouTube dan Detik.com menghasilkan volume data besar yang mencerminkan persepsi masyarakat. Namun, pengolahan data tersebut sering kali menghadapi kendala efisiensi jika dilakukan secara manual dan umumnya hanya berhenti pada klasifikasi sentimen tanpa memberikan solusi konkret bagi pengambil keputusan. Penelitian ini bertujuan membangun sistem analisis sentimen lintas platform *end-to-end* yang tidak hanya mengklasifikasikan sentimen tetapi juga menyajikan rekomendasi kebijakan otomatis. Metode yang diterapkan meliputi *web scraping* dinamis berbasis kata kunci, *preprocessing*, dan klasifikasi menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Selanjutnya, sistem mengintegrasikan *Large Language Model* (LLM) Llama untuk mengekstraksi tren kata kunci menjadi draf solusi kebijakan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN mampu mencapai akurasi sebesar 81% dalam mengklasifikasikan sentimen. Integrasi visualisasi *real-time* dan rekomendasi kebijakan berbasis LLM terbukti mampu menjembatani kesenjangan antara analisis data teknis dan kebutuhan pengambilan keputusan praktis, menjadikan sistem ini solusi yang relevan dan adaptif terhadap dinamika isu publik.

Kata kunci : CNN, LLM Llama, Analisis Sentimen, YouTube, Detik.com, Web Scraping

1. PENDAHULUAN

Perkembangan platform digital seperti YouTube dan portal berita daring telah menghasilkan data opini publik dalam jumlah besar yang mencerminkan persepsi, kepuasan, dan keresahan masyarakat terhadap berbagai isu [1][2][3]. Informasi tersebut memiliki potensi penting sebagai dasar evaluasi dan pengambilan keputusan strategis. Namun, besarnya volume data menyebabkan analisis manual menjadi tidak efisien, sehingga diperlukan pendekatan otomatis berbasis *Natural Language Processing* (NLP) untuk mengekstraksi dan menganalisis opini publik secara sistematis [4].

Dalam domain NLP, analisis sentimen merupakan metode yang banyak digunakan, dengan pendekatan *deep learning* seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) yang terbukti efektif dalam klasifikasi sentimen teks [5][6]. Meskipun demikian, terdapat permasalahan mendasar di mana sebagian besar penelitian masih berfokus pada pengelompokan sentimen ke dalam kategori positif, negatif, dan netral, tanpa memberikan interpretasi lanjutan yang bersifat solutif [7]. Selain itu, pengambilan data pada penelitian sebelumnya umumnya bersifat statis dan kurang adaptif terhadap dinamika isu yang berkembang, padahal opini publik sering muncul berdasarkan kata kunci tertentu dalam rentang waktu tertentu [8].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem *end-to-end* berbasis *website* untuk analisis sentimen opini publik yang memungkinkan pengambilan data secara dinamis berdasarkan kata kunci dari YouTube dan portal berita Detik.com [9][10]. Sebagai rencana penyelesaian masalah, data yang diperoleh akan diklasifikasikan

menggunakan model CNN, kemudian kata-kata yang paling sering muncul pada setiap kategori sentimen dianalisis lebih lanjut menggunakan *Large Language Model* (LLM) Llama untuk menghasilkan rekomendasi berupa solusi kebijakan secara otomatis [11]. Pendekatan ini diharapkan dapat menjembatani kesenjangan antara hasil analisis sentimen teknis dan kebutuhan pengambilan keputusan yang lebih preskriptif..

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu telah menunjukkan efektivitas arsitektur CNN dalam mengolah data teks dalam skala besar di berbagai platform digital. Mengimplementasikan CNN untuk menganalisis komentar YouTube terkait fenomena Citayam Fashion Week dan berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 97% [1]. Penelitian serupa menerapkan CNN untuk memantau opini publik terhadap bakal calon presiden 2024 melalui komentar YouTube di kanal Mata Najwa, dengan hasil akurasi sebesar 91% [2]. Selain itu, pada domain kebijakan kendaraan listrik di platform yang sama juga menghasilkan akurasi sebesar 97%, yang mengonfirmasi keandalan CNN dalam menangani data tidak terstruktur [12].

Penerapan metode CNN juga mencakup platform media sosial lain seperti Twitter. Memanfaatkan CNN untuk mengevaluasi opini masyarakat mengenai kondisi lingkungan hidup di Kota Depok dengan akurasi 86% [6]. Sementara itu, keunggulan CNN dalam mendeteksi ujaran kebencian (*hate speech*) dan emosi di Twitter dengan tingkat akurasi yang sangat

tinggi, yakni 99% untuk klasifikasi ujaran kebencian[5].

Dalam hal perbandingan algoritma, ditemukan bahwa penggunaan Word2vec yang dikombinasikan dengan CNN memiliki performa yang lebih unggul dibandingkan metode tradisional seperti Logistic Regression dengan selisih akurasi mencapai 4,09% [8]. Membandingkan performa CNN dengan LSTM dalam analisis sentimen isu kesehatan publik di YouTube, di mana CNN mencatat akurasi tertinggi sebesar 92% [7]. Selain klasifikasi, integrasi model bahasa besar mulai dikembangkan untuk sistem layanan informasi, sebagaimana ditunjukkan oleh Pratama dkk yang menggunakan model Llama untuk sistem Retrieval-Augmented Generation (RAG) pada informasi hukum pidana Indonesia [11]. Hal ini melandasi penelitian saat ini untuk mengintegrasikan klasifikasi CNN dengan LLM Llama guna menghasilkan draf solusi kebijakan otomatis berdasarkan tren opini yang berkembang.

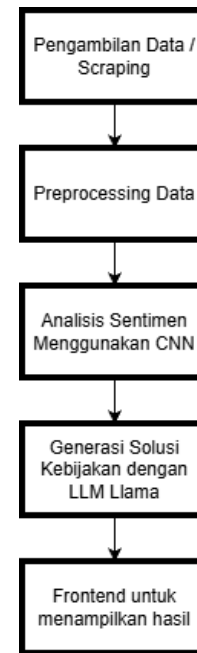
2.2. Analisis Gap

Berdasarkan studi pustaka di atas, terdapat beberapa celah (*gap*) yang menjadi fokus penelitian ini:

- Sistem End-to-End: Mayoritas penelitian terdahulu berfokus pada akurasi model di lingkungan pengembangan (*offline*) dan belum terintegrasi dalam platform interaktif untuk pengguna non-teknis.
- Mekanisme Scraping Dinamis: Penelitian sebelumnya umumnya menggunakan dataset statis atau URL spesifik. Sistem ini menawarkan fitur scraping otomatis berbasis kata kunci (*keyword*) untuk YouTube dan berita Detik.com beserta filter tanggal.
- Visualisasi Real-Time: Masih minimnya platform yang menyajikan hasil analisis dalam bentuk dasbor visual interaktif yang mudah dipahami oleh pemangku kepentingan.
- Dengan mengintegrasikan filter kata kunci dinamis dan rekomendasi kebijakan otomatis, penelitian ini menjembatani kesenjangan antara analisis teknis dan pengambilan keputusan praktis

3. METODE PENELITIAN

Pada Gambar 1, ditampilkan diagram alir (flowchart) yang menggambarkan tahapan metodologi atau arsitektur sistem secara berurutan, mulai dari akuisisi data hingga visualisasi hasil. Proses ini terdiri dari lima tahapan utama



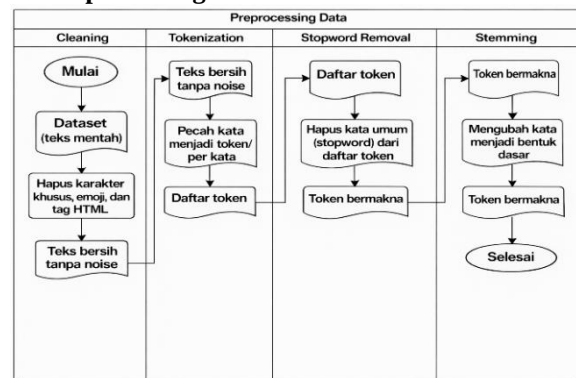
Gambar 1. Alur penelitian

3.1. Pengambilan Data (Web Scraping)

Data opini diambil secara otomatis menggunakan teknik *web scraping* dengan dua parameter utama:

- YouTube: Pengguna memasukkan kata kunci; sistem mencari 5 video teratas dan mengambil masing-masing 20 komentar terbaru[13].
- Detik.com: Sistem mengambil artikel berita berdasarkan kata kunci dan rentang tanggal yang ditentukan.

3.2 Preprocessing Data



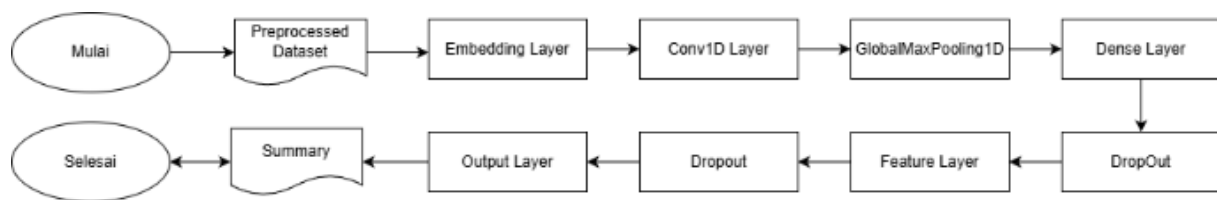
Gambar 2. Alur preprocessing data

Berdasarkan gambar 2, dijelaskan bahwa alur preprocessing data merupakan serangkaian proses untuk mengolah data teks mentah.

Data hasil scraping diproses melalui beberapa tahapan NLP[14]:

- Cleaning: menghapus karakter khusus, emoji, dan tag HTML.
- Tokenisasi: memecah kalimat menjadi token.
- Stopword removal: menghapus kata-kata umum yang tidak bermakna.
- Stemming: mengubah kata ke bentuk dasar.

3.2. Arsitektur CNN



Gambar 3. Arsitektur layer CNN

Model *Convolutional Neural Network* (CNN) pada gambar 3, yang digunakan dalam penelitian ini dirancang khusus untuk klasifikasi sentimen teks bahasa Indonesia. Arsitektur model terdiri dari beberapa *layer* yang bekerja secara berurutan untuk mengekstrak fitur dan mengklasifikasikan sentimen. Proses ini diawali dengan dataset yang telah melalui tahap pra-pemrosesan (*Preprocessing*). Dataset ini kemudian menjadi masukan untuk *Embedding Layer*, yang berfungsi untuk mengubah representasi kata menjadi vektor numerik yang padat makna.

Selanjutnya, vektor dari lapisan *embedding* diproses oleh *Conv1D Layer* yang bertugas mengekstraksi fitur-fitur lokal dari data teks. Hasil dari lapisan konvolusi kemudian dimasukkan ke dalam lapisan *GlobalMaxPooling1D*, yang bertujuan untuk mereduksi dimensi data dengan mengambil fitur paling signifikan dari setiap filter[15]. Fitur-fitur yang telah diekstraksi tersebut kemudian diteruskan ke *Dense Layer* (lapisan terhubung penuh) untuk mempelajari pola yang lebih kompleks. Untuk mencegah *overfitting*, arsitektur ini menerapkan regularisasi menggunakan *Dropout* (Pertama) sebelum data masuk ke *Feature Layer*. Setelah itu, diterapkan kembali regularisasi melalui *Dropout* (Kedua). Terakhir, data yang telah diolah akan masuk ke *Output Layer* yang akan menghasilkan prediksi atau klasifikasi akhir.

3.3. Evaluasi Model CNN

Evaluasi model merupakan tahap krusial dalam penelitian ini untuk memvalidasi kinerja arsitektur CNN dalam menyelesaikan masalah klasifikasi. Untuk mendapatkan analisis yang holistik dan tidak bias oleh potensi ketidakseimbangan data, penelitian ini tidak hanya menggunakan akurasi, tetapi juga metrik lain yang memberikan wawasan lebih dalam. Metrik evaluasi yang digunakan bersumber dari *confusion matrix* dan dijabarkan sebagai berikut[16][17]:

- Akurasi (Accuracy): Metrik ini digunakan untuk memberikan gambaran umum mengenai performa model dengan mengukur rasio antara prediksi yang benar dengan jumlah keseluruhan data. Meskipun intuitif, akurasi saja tidak cukup jika distribusi kelas tidak seimbang.

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

- Presisi (Precision): Metrik ini menjadi penting untuk memahami seberapa andal prediksi positif dari model. Presisi mengukur rasio prediksi positif

yang benar terhadap total prediksi yang diklasifikasikan sebagai positif. Nilai presisi yang tinggi mengindikasikan rendahnya tingkat kesalahan False Positive.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

- Recall (Recall/Sensitivity): Metrik ini digunakan untuk mengevaluasi kelengkapan atau sensitivitas model dalam mengidentifikasi kelas positif. Recall mengukur rasio prediksi positif yang benar terhadap jumlah total data yang sebenarnya positif, sehingga nilai recall yang tinggi menunjukkan rendahnya tingkat kesalahan False Negative.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

- F1-Score: Metrik ini dipilih karena kemampuannya menyeimbangkan antara presisi dan recall. Sebagai rata-rata harmonik dari keduanya, F1-Score memberikan skor tunggal yang representatif, terutama ketika terjadi trade-off antara presisi dan recall.

$$F1Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

3.4. Generasi Solusi Kebijakan (LLM Llama)

Setelah klasifikasi selesai, sistem mengekstraksi kata-kata yang paling sering muncul (*frequent words*) pada tiap kategori sentimen. Kumpulan kata ini dikirim sebagai prompt ke LLM Llama untuk merumuskan draf solusi kebijakan atau langkah strategis yang relevan berdasarkan konteks isu yang berkembang.

3.5. Pengembangan Frontend dengan Next.js

Hasil analisis sentimen divisualisasikan pada aplikasi web berbasis Next.js, yang menawarkan keunggulan dalam hal rendering cepat dan kemampuan integrasi API[18]. Fitur utama frontend meliputi:

- Dashboard visualisasi sentimen.
- Rekomendasi kebijakan
- Integrasi API untuk update data secara real-time.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Analisis Kebutuhan

Analisis kebutuhan sistem difokuskan pada penyediaan platform end-to-end yang memungkinkan pengguna awam untuk melakukan analisis sentimen tanpa memerlukan keahlian teknis dalam pemrograman. Kebutuhan utama mencakup antarmuka web yang intuitif berbasis Next.js, di mana

pengguna cukup memasukkan kata kunci untuk menginstruksikan sistem melakukan scraping secara otomatis pada 5 video teratas YouTube dan portal berita Detik.com berdasarkan parameter tanggal tertentu. Selain itu, sistem harus mampu mengolah hasil klasifikasi CNN yang bersifat teknis menjadi rekomendasi kebijakan praktis melalui integrasi LLM Llama, sehingga informasi yang dihasilkan dapat langsung dipahami dan digunakan oleh pemangku kepentingan dalam pengambilan keputusan tanpa harus berurusan dengan kerumitan kode sumber atau manajemen dataset manual.

4.2. Perancangan Sistem

Perancangan sistem menggunakan arsitektur *client-server* yang mengintegrasikan beberapa modul utama untuk memastikan aliran data berjalan secara otomatis dan efisien. Rancangan dimulai dengan modul antarmuka pada *frontend* Next.js yang berfungsi menerima input kata kunci dari pengguna, yang kemudian dikirimkan ke server untuk memicu proses *scraping* dinamis pada platform YouTube (20 komentar per video) dan Detik.com. Pada sisi *backend*, sistem dirancang untuk melakukan *preprocessing* dan klasifikasi menggunakan model CNN. Setelah label sentimen diperoleh, sistem mengekstraksi kata kunci dominan (*frequent words*) yang dikirimkan ke modul LLM Llama untuk menghasilkan rekomendasi kebijakan, sebelum akhirnya seluruh data divisualisasikan kembali ke dasbor pengguna secara *real-time*.

4.3. Performa Model CNN

Tabel 1, Hasil evaluasi model

Sentimen	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif (-1)	0.78	0.76	0.77	323
Netral (0)	0.87	0.93	0.90	323
Positif (1)	0.76	0.73	0.74	316
Accuracy			0.81	962

Berdasarkan Tabel 1, dapat dilihat bahwa model CNN mencapai tingkat akurasi keseluruhan sebesar 0.81 atau 81%. Hasil ini menunjukkan peningkatan performa yang signifikan dibandingkan pengujian sebelumnya. Analisis terhadap setiap kategori sentimen adalah sebagai berikut:

- Sentimen Netral (0): Menunjukkan performa terbaik dengan nilai F1-Score tertinggi sebesar 0.90. Hal ini didukung oleh nilai Recall yang mencapai 0.93, mengindikasikan bahwa model sangat sensitif dan akurat dalam mengenali opini bersifat netral dari total 323 data.
- Sentimen Negatif (-1): Memiliki nilai F1-Score sebesar 0.77 dengan Precision 0.78. Model mampu mengklasifikasikan komentar negatif dengan cukup stabil pada jumlah data sebanyak 323.
- Sentimen Positif (1): Memperoleh F1-Score sebesar 0.74. Meskipun sedikit lebih rendah dibanding kelas lainnya, nilai Precision 0.76 menunjukkan

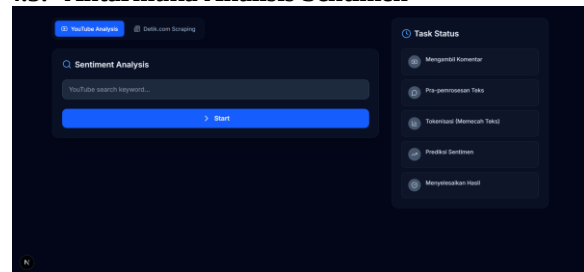
bahwa prediksi positif yang dihasilkan model tetap memiliki tingkat keandalan yang baik.

Secara keseluruhan, distribusi data (support) yang hampir seimbang antara ketiga kelas (323, 323, dan 316) berkontribusi positif terhadap stabilitas model dalam melakukan klasifikasi. Akurasi sebesar 81% ini membuktikan bahwa arsitektur CNN yang digunakan sangat efektif untuk memproses teks opini lintas platform dalam bahasa Indonesia.

4.4. Implementasi Antarmuka Sistem

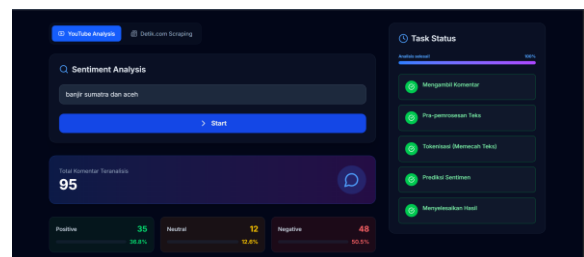
Implementasi antarmuka dibangun menggunakan Next.js dengan desain bertema gelap untuk meningkatkan fokus pengguna. Antarmuka *end to end* ini dirancang agar pengguna dapat mengoperasikan sistem dengan langkah-langkah yang minim.

4.5. Antarmuka Analisis Sentimen



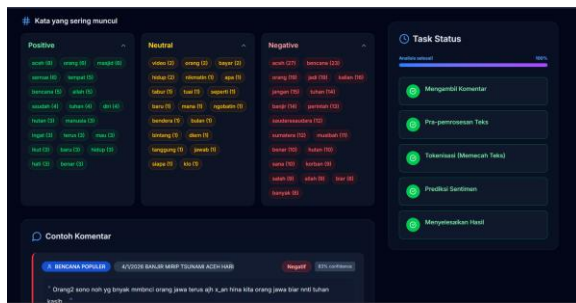
Gambar 4. Dashboard analisis sentimen

Pada Gambar 4, pengguna diberikan kemudahan melalui fitur pencarian dinamis berbasis kata kunci pada kolom "YouTube search keyword...". Di sisi kanan, panel "Task Status" menampilkan progres sistem yang mencakup lima tahapan: Mengambil komentar, Pra-pemrosesan Teks, Tokenisasi (Memecah Teks), Prediksi Sentimen, hingga Menyelesaikan Hasil. Seluruh indikator proses akan berubah menjadi warna hijau setelah tahap tersebut selesai dilaksanakan.



Gambar 5. Visualisasi analisis sentimen

Berdasarkan Gambar 5, setelah proses analisis selesai, sistem menyajikan ringkasan statistik realtime berdasarkan keyword yang diinputkan yang mencakup total komentar teranalisis (contoh: 95 ulasan). Distribusi sentimen divisualisasikan melalui kartu informasi yang membagi hasil ke dalam tiga kategori: Positif (36.8%), Netral (12.6%), dan Negatif (50.5%).



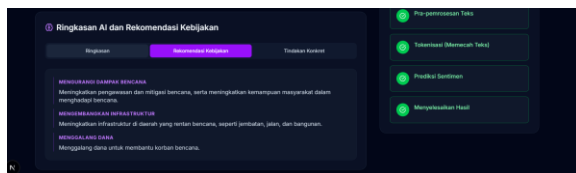
Gambar 6. Frekuensi kata yang sering muncul

Selain statistik global, pada antarmuka gambar 6 juga menyediakan fitur 'Kata yang sering muncul' untuk memetakan kata-kata yang paling sering muncul untuk setiap label sentimen, seperti kata "bencana" dan "banjir" pada kategori negatif. Dibawahnya juga mengandung contoh komentar yang telah diproses sistem. Sistem menampilkan daftar contoh komentar secara mendetail yang dilengkapi dengan identitas pengunggah, teks asli, label sentimen hasil prediksi CNN, serta persentase skor kepercayaan (*confidence score*).



Gambar 7. Ringkasan LLM Llama

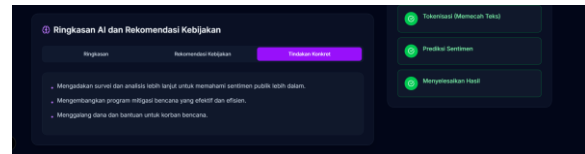
Fitur 'Ringkasan' pada gambar 7 mendemonstrasikan kapabilitas *Natural Language Generation* (NLG) dalam menyusun narasi koheren berdasarkan polarisasi kata kunci yang terdeteksi. Sistem menyintesis adanya dualisme respon masyarakat: di satu sisi, dominasi kata 'musibah' dan 'banjir' merepresentasikan dampak traumatis bencana, sementara di sisi lain, kemunculan signifikan kata 'Allah' dan 'Tuhan' pada kluster positif diterjemahkan sebagai indikator resiliensi spiritual. LLM mengintegrasikan kedua spektrum kata kunci ini menjadi ringkasan deskriptif yang menyoroti bahwa di tengah krisis infrastruktur, masyarakat Aceh tetap mempertahankan harapan melalui pendekatan teologis, memberikan wawasan kualitatif yang mendalam bagi pemangku kebijakan.



Gambar 8. Rekomendasi kebijakan LLM Lama

Pada gambar 8, bagian 'Rekomendasi Kebijakan' sistem berfungsi sebagai Decision Support System (DSS) yang mentransformasi tren frequent words menjadi usulan kebijakan jangka panjang. Kata kunci berulang seperti 'pemerintah', 'bantuan', dan 'jalan/jembatan' (yang tersirat dalam konteks

infrastruktur) digunakan sebagai prompt bagi LLM untuk merumuskan kebijakan struktural, seperti 'Mengembangkan Infrastruktur' dan 'Mengurangi Dampak Bencana'. Dengan memetakan frekuensi keluhan publik terhadap kategori solusi spesifik, sistem memastikan bahwa rekomendasi yang dihasilkan tidak hanya bersifat reaktif, tetapi juga preventif guna meminimalisir risiko keberulangan masalah di masa mendatang.

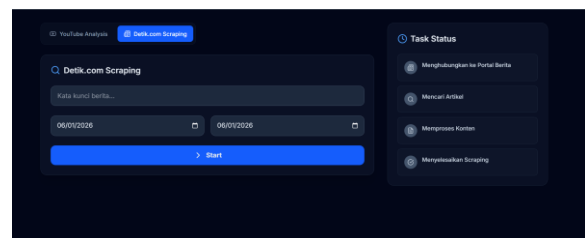


Gambar 9. Rekomendasi tindakan konkret LLM Llama

Panel 'Tindakan Konkret' pada gambar 9 menyajikan langkah operasional taktis yang dirumuskan oleh LLM Llama melalui analisis kluster frequent words pada sentimen negatif. Tingginya frekuensi kemunculan kata 'bencana', 'banjir', dan 'korban' diinterpretasikan oleh model sebagai urgensi untuk memprioritaskan tindakan tanggap darurat dan pemulihan fisik. Oleh karena itu, sistem secara otomatis merekomendasikan 'penggalangan dana' dan 'pengembangan program mitigasi' sebagai respons langsung terhadap densitas kata kunci yang mengindikasikan kerugian material dan kemanusiaan, memastikan bahwa intervensi yang diambil relevan dengan titik berat permasalahan yang disuarakan publik.

4.6. Scraping Berita

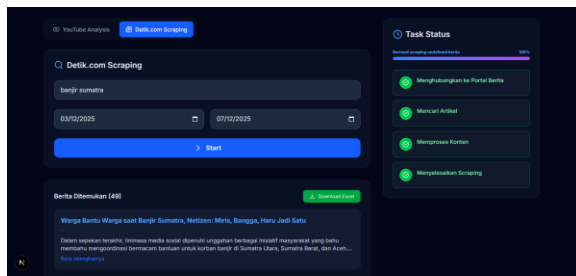
Fitur *scraping* berita dirancang untuk memfasilitasi pengguna dalam mengumpulkan data artikel dari portal berita Detik.com secara otomatis tanpa perlu melakukan pencarian manual di peramban. Antarmuka ini mengedepankan fleksibilitas parameter agar data yang dihasilkan relevan dengan kebutuhan pengguna.



Gambar 10. Antarmuka awal scraping berita

Berdasarkan Gambar 10, pengguna dapat menentukan parameter pencarian melalui kolom "News keyword..." serta memilih rentang waktu tertentu menggunakan dua fitur *date picker* (tanggal mulai dan tanggal selesai). Seperti pada fitur sebelumnya, panel "Task Status" di sisi kanan memberikan informasi transparansi proses yang sedang berjalan, meliputi tahapan: Menyambungkan

ke portal berita, mencari artikel, memproses konten, menyelesaikan *scraping*.



Gambar 11. Visualisasi hasil scraping berita

Pada Gambar 11, ditunjukkan hasil pencarian dengan kata kunci "banjir sumatra" untuk periode 3 Desember 2025 hingga 7 Desember 2025. Sistem berhasil mengekstraksi sejumlah artikel relevan, seperti berita mengenai inisiatif masyarakat membantu korban banjir dan program servis khusus bagi kendaraan terdampak bencana. Setiap entitas berita yang ditampilkan mencakup judul artikel, tanggal penerbitan yang mendetail, serta cuplikan isi berita (*snippet*).



Gambar 12. Hasil ekstraksi csv scrapping berita

Selain menyajikan data secara visual di dasbor, sistem menyediakan fitur "Download Excel" yang ditandai dengan tombol hijau untuk kebutuhan analisis lebih lanjut. Berdasarkan Gambar 12, data yang diunduh disusun dalam format tabel terstruktur yang mencakup kolom Judul, Tanggal Tayang, Link artikel asli, dan Isi Berita secara lengkap. Fitur ini memungkinkan pengguna awam untuk mendokumentasikan ribuan data berita dalam waktu singkat ke dalam format yang kompatibel dengan berbagai perangkat lunak pengolah data.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil membangun sistem analisis sentimen lintas platform yang mengintegrasikan pengambilan data otomatis dari komentar YouTube dan portal berita Detik.com. Implementasi metode *Convolutional Neural Network* (CNN) menunjukkan performa yang sangat baik dengan tingkat akurasi mencapai 81% dalam mengklasifikasikan sentimen menjadi kategori positif, negatif, dan netral. Mekanisme pengambilan data berbasis kata kunci terbukti memberikan fleksibilitas tinggi bagi pengguna awam, sementara fitur *scraping* berita secara otomatis mampu mengekstraksi informasi dalam rentang waktu tertentu dan

menyediakannya dalam format tabel yang terstruktur. Selain itu, integrasi LLM Llama memberikan nilai tambah signifikan dengan mengubah tren kata kunci menjadi rekomendasi kebijakan otomatis, sehingga menjembatani celah antara analisis data teknis dan pengambilan keputusan praktis.

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran untuk pengembangan selanjutnya. Saran pertama adalah melakukan *fine-tuning* pada LLM Llama menggunakan dataset kebijakan publik spesifik guna meningkatkan ketajaman, relevansi, dan detail dari rekomendasi solusi yang dihasilkan. Selanjutnya, disarankan untuk memperluas jangkauan *scraping* berita ke berbagai portal berita nasional lainnya untuk mendapatkan cakupan data opini publik yang lebih luas dan komprehensif. Selain itu, perlu ditambahkan fitur deteksi ulasan duplikat atau *bot* pada proses *scraping* guna meningkatkan kualitas dataset yang akan diolah oleh model klasifikasi. Terakhir, pengembangan sistem sebaiknya mengintegrasikan rekomendasi kebijakan dan tindakan konkret dengan hukum yang berlaku di Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. A. Suwito, I. Cholissodin, and P. P. Adikara, "Analisis Sentimen Citayam Fashion Week pada Komentar YouTube dengan Metode Convolutional Neural Network," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 12, pp. 5948–5956, 2022, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [2] D. E. Saputra and A. R. Isnain, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Analisis Sentimen Bacapres 2024 Pada Kolom Komentar Youtube Mata Najwa," *JIPi (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.*, vol. 9, no. 3, pp. 1431–1441, 2024, doi: 10.29100/jipi.v9i3.5420.
- [3] Y. F. Qitfirul Dwi Cahyono, Ade Eviyanti, Metatia Intan Mauliana, "Perancangan Sistem Informasi Layanan Surat Menyurat dan Pengaduan Masyarakat Berbasis WEB," *J. Technol. Syst. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 86–102, 2024.
- [4] R. C. Rivaldi, T. D. Wismarini, J. T. Lomba, and J. Semarang, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Produk Dengan Metode Natural Language Processing (NLP) (Studi Kasus Zalika Store 88 Shopee)," *Elkom*, vol. 17, no. 1, pp. 120–128, 2024.
- [5] M. Ujaran *et al.*, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk," vol. 14, no. 2, pp. 314–325, 2024.
- [6] P. L. Parameswari and Prihandoko, "Penggunaan Convolutional Neural Network Untuk Analisis Sentimen Opini Lingkungan Hidup Kota Depok Di Twitter," *J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa*, vol. 27, no. 1, pp. 29–42, 2022, doi: 10.35760/tr.2022.v27i1.4671.

- [7] G. Tamara and Kemas Muslim L, "Sentiment Analysis on Acute Kidney Syrup Videos Using CNN and LSTM Algorithms," *Int. J. Inf. Commun. Technol.*, vol. 9, no. 2, pp. 53–65, 2023, doi: 10.21108/ijoict.v9i2.818.
- [8] A. Maulana, D. Dyantono, and R. E. Putra, "Perbandingan Sent2vec TF-IDF Logistic Regression dan Word2vec CNN pada hasil Sentiment Analysis Youtube Comment," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 05, pp. 63–72, 2023, [Online]. Available: <https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/jinacs/article/view/54621%0Ahttps://ejournal.unesa.ac.id/index.php/jinacs/article/download/54621/43435>
- [9] M. Fariz, S. Lazuardy, and D. Anggraini, "Modern Front End Web Architectures with React.Js and Next.Js," *Int. Res. J. Adv. Eng. Sci.*, vol. 7, no. 1, pp. 132–141, 2022.
- [10] H. L. Yuzefa and A. Eviyanti, "Perancangan Perpustakaan Digital Berbasis Web dengan Pendekatan Development Life Cycle," *Indones. J. Appl. Technol.*, vol. 1, no. 2, p. 22, 2024, doi: 10.47134/ijat.v1i2.3042.
- [11] A. Z. Pratama, A. Marinta, B. Triyudanto, M. Saman, and T. N. Fatyanosa, "Retrieval-Augmented Generation for Indonesian Criminal Law Information Using the LLaMA Model," *Innov. Informatics Artif. Intell. Res.*, vol. 1, no. 1, pp. 35–41, 2025, [Online]. Available: <http://doi.org/10.35718/iiair.v1i1.1306https://journal.itk.ac.id/index.php/IIAIR> Available: <https://doi.org/10.35718/iiair.v1i1.1306>
- [12] R. A. Putri and M. A. Hamzah, "Analisis Sentimen Terhadap Kebijakan Penggunaan Kendaraan Listrik di Media Youtube menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," vol. 11, no. 1, pp. 182–192, 2025.
- [13] A. Fatma and P. Indah, "Analisis Sentimen Komentar YouTube MV K-Pop Menggunakan Naïve Bayes dan SVM: Studi Kasus Jung Jaehyun ' Horizon ,'" vol. 15, no. 2, pp. 383–395, 2025.
- [14] S. Khairunnisa, A. Adiwijaya, and S. Al Faraby, "Pengaruh Text Preprocessing terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19)," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 2, p. 406, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2835.
- [15] E. Y. Hidayat and D. Handayani, "Penerapan 1D-CNN untuk Analisis Sentimen Ulasan Produk Kosmetik Berdasar Female Daily Review," *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 8, no. 3, pp. 153–163, 2023, doi: 10.25077/teknosi.v8i3.2022.153-163.
- [16] S. T. Andini, A. Eviyanti, H. Setiawan, and C. Taurusta, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Tantan: Perbandingan Kinerja Metode Naive Bayes dan SVM Sentiment Analysis of Tantan Application Users: A Performance Comparison Between Naive Bayes and SVM," vol. 15, no. 2, pp. 396–407, 2025.
- [17] M. A. Naufal Dzaki, H. Hindarto, A. Eviyanti, and Nuril Lutvi Azizah, "Analisis Sentimen Layanan Pelanggan Provider Internet dengan Algoritma Support Vector Machine dan Naïve Bayes," *Semant. Tek. Inf.*, vol. 11, no. 1, pp. 84–93, 2025, doi: 10.55679/semantik.v11i1.127.
- [18] K. B. W. K. Arya, I. Y. A. W. Nyoman, and I. J. E. P. Gede, "Implementasi Next.Js, Typescript, Dan Tailwind Css Untuk Pengembangan Aplikasi Frontend Sistem Inventory Perusahaan Apar (Studi Kasus: CV Indoka Surya Jaya) Implementation Next.Js, Typescript, And Tailwind Css For The Development Of Apar Company Inventory," *JIKOM J. Inform. dan Komput.*, vol. 14, no. 2, pp. 95–108, 2024.