

**ANALISIS SENTIMEN KOMENTAR PENGGUNA YOUTUBE UNTUK PONSEL DI INDONESIA BERBASIS WEB****Christopher Andrew<sup>1</sup>, Agus Budiyantra<sup>2</sup>, Irvan Lewenusa<sup>3</sup>**

Program Studi Informasi, Fakultas Teknologi Informasi

Universitas Tarumanegara

Email: [chrisdrew000@gmail.com](mailto:chrisdrew000@gmail.com)**Abstrak (Indonesia)**

Dalam era digital, internet menjadi sumber informasi utama bagi konsumen dalam membuat keputusan, termasuk saat membeli produk seperti ponsel pintar. Salah satu platform yang sering digunakan untuk mencari ulasan adalah YouTube, yang menawarkan beragam video ulasan ponsel lengkap dengan komentar dari pengguna. Namun, banyaknya komentar yang muncul di setiap video ulasan membuat konsumen kesulitan dalam menilai persepsi umum terhadap produk tertentu, baik dari sisi sentimen positif, negatif, maupun netral. Hal ini juga menyulitkan produsen ponsel untuk memahami persepsi publik secara real-time. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah sistem berbasis web yang dapat mengumpulkan, mengolah, dan menganalisis sentimen komentar YouTube terkait ponsel yang ada di Indonesia. Sistem ini menggunakan model *Naive Bayes* yang diterapkan untuk mengklasifikasikan komentar ke dalam empat kategori sentimen: positif, negatif, netral dan irelevan. Sistem juga menyediakan visualisasi interaktif yang memudahkan pengguna, baik konsumen maupun produsen, untuk memahami persepsi publik terhadap produk yang diulas. Dalam pengembangannya, penelitian ini menggunakan metode *SDLCI* yang membuat proyek dapat berjalan dengan terstruktur. Data komentar dikumpulkan menggunakan *YouTube Data API* dan diproses melalui teknik *Natural Language Processing* (NLP) untuk mempersiapkan data bagi analisis sentimen. Visualisasi hasil analisis ditampilkan dalam bentuk grafik seperti bar chart, radar chart, dan word cloud sehingga memudahkan pengguna dalam memahami persepsi umum terhadap ponsel tertentu. Hasil dari sistem ini diharapkan dapat membantu konsumen dalam memilih ponsel yang sesuai dengan preferensi mereka berdasarkan pengalaman dan opini pengguna lain. Selain itu, sistem ini juga diharapkan memberikan wawasan berharga bagi produsen ponsel mengenai respons publik terhadap produk mereka, yang bisa digunakan untuk strategi pemasaran dan pengembangan produk. Dengan adanya sistem ini, proses pengambilan keputusan baik bagi konsumen maupun produsen menjadi lebih informatif, cepat, dan efisien. Implementasi model *Naive Bayes* dalam sistem analisis sentimen ini menunjukkan bahwa model tersebut dapat memberikan hasil klasifikasi yang akurat, meski dalam konteks komentar yang beragam.

**Sejarah Artikel***Submitted: 16 November 2024**Accepted: 19 November 2024**Published: 26 November 2024***Kata Kunci**

Analisis Sentimen, Komentar YouTube, Naive Bayes, Web-Based System, Visualisasi.

**PENDAHULUAN**

Dalam konteks pengambilan keputusan konsumen terkait pembelian ponsel pintar, internet, khususnya platform seperti YouTube, memainkan peran penting sebagai sumber informasi. Konsumen sering mencari video ulasan ponsel yang tidak hanya menarik perhatian tetapi juga mengundang banyak komentar yang mencerminkan sentimen pengguna terhadap produk tersebut, baik positif maupun negative [1][2]. Video ulasan ini menjadi sarana bagi konsumen untuk mendapatkan perspektif yang lebih luas mengenai produk yang akan dibeli, dan analisis terhadap komentar-komentar tersebut dapat memberikan wawasan yang berharga [3][4].

Namun, tantangan yang dihadapi konsumen adalah banyaknya informasi yang harus dipilah dari ribuan komentar yang ada. Banyak konsumen merasa kesulitan dalam menentukan apakah sentimen keseluruhan terhadap ponsel tersebut lebih cenderung positif, negatif, atau netral [5]. Selain itu, produsen ponsel juga memerlukan cara yang efektif untuk memahami persepsi publik terhadap produk mereka secara real-time, yang dapat membantu mereka dalam

merumuskan strategi pemasaran dan pengembangan produk [6]. Ketiadaan sistem yang dapat secara otomatis menganalisis sentimen komentar-komentar ini dan menyajikannya dalam format yang mudah dipahami membuat proses pengambilan keputusan menjadi lebih rumit [7].

Oleh karena itu, diperlukan sebuah sistem yang dapat melakukan analisis sentimen secara otomatis terhadap komentar-komentar di YouTube terkait ponsel yang ada di Indonesia [8]. Sistem ini diharapkan tidak hanya memberikan manfaat bagi konsumen dalam memilih ponsel yang sesuai dengan preferensi mereka, tetapi juga membantu produsen ponsel untuk memahami persepsi konsumen secara lebih mendalam [9]. Skripsi ini mengusulkan pengembangan sistem analisis sentimen komentar YouTube berbasis web yang akan mengumpulkan data komentar dari video ulasan ponsel di YouTube dan melakukan analisis sentimen secara otomatis menggunakan model machine learning yang telah dilatih [9]. Hasil analisis sentimen akan disajikan dalam bentuk visualisasi yang interaktif dan informatif, sehingga pengguna, baik konsumen maupun produsen, dapat dengan mudah memahami persepsi umum terhadap ponsel yang diulas [10]. Dengan demikian, sistem ini diharapkan dapat menjadi alat yang berguna dalam pengambilan keputusan baik bagi konsumen yang ingin membeli ponsel baru maupun bagi produsen yang ingin meningkatkan kualitas produk mereka [11].

## METODE PENELITIAN

Dalam bab ini, langkah-langkah yang dilakukan dalam pembuatan dan implementasi sistem analisis sentimen komentar YouTube untuk ponsel-ponsel di Indonesia akan dijelaskan secara rinci. Proses ini mencakup persiapan lingkungan pengembangan, pengumpulan data, pelabelan manual dan otomatis menggunakan fine-tuned indobert, praproses data, pelatihan model naïve bayes, visualisasi hasil, dan integrasi web.

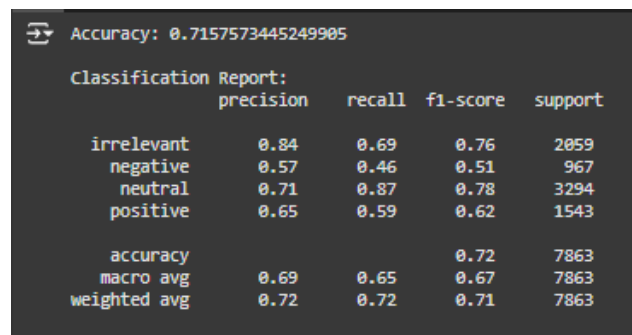
## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil Pengujian Model

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan komentar berdasarkan kategori sentimen, yaitu positif, negatif, netral, dan irelevan. Proses evaluasi mencakup pengukuran metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score, serta visualisasi performa model melalui learning curve.

### Pengujian Akurasi Model

Pengujian akurasi model dilakukan untuk mengevaluasi performa sistem dalam mengklasifikasikan sentimen komentar pengguna. Model Naïve Bayes digunakan untuk memprediksi sentimen komentar ke dalam empat kategori, yaitu positif, negatif, netral, dan irelevan. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik precision, recall, F1-score, dan akurasi untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif tentang performa model. Untuk tabel evaluasinya dapat dilihat pada **Gambar 17** dibawah ini.



```

Accuracy: 0.7157573445249905

Classification Report:
precision    recall  f1-score   support

irrelevant    0.84    0.69    0.76     2059
negative     0.57    0.46    0.51      967
neutral      0.71    0.87    0.78     3294
positive     0.65    0.59    0.62     1543

accuracy          0.72     7863
macro avg        0.69    0.65    0.67     7863
weighted avg    0.72    0.72    0.71     7863

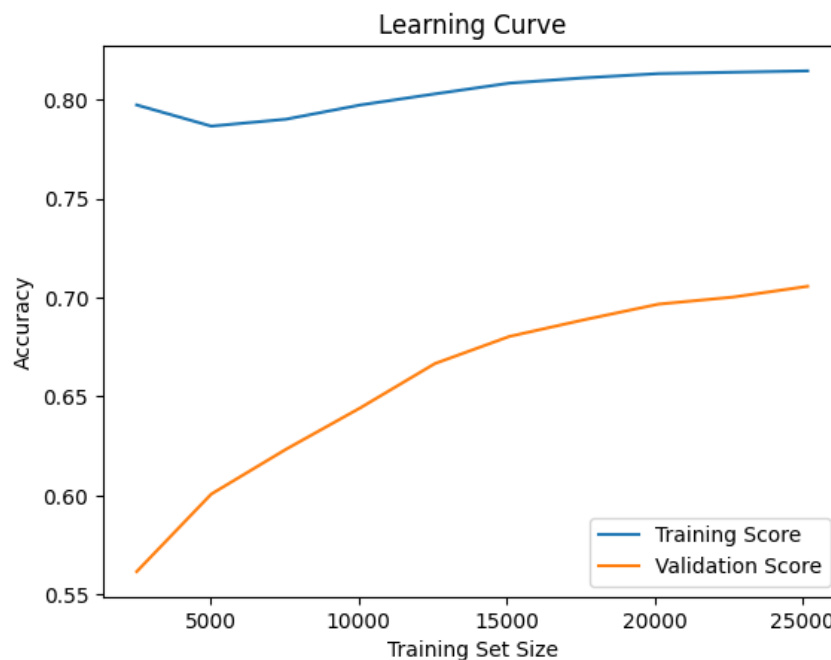
```

**Gambar 17** Tabel Akurasi Prediksi

Berdasarkan Hasil pengujian model dirangkum dalam **Gambar 17** Berdasarkan tabel tersebut, kategori sentimen neutral memiliki performa tertinggi dengan F1-score sebesar 0.78, menunjukkan bahwa model lebih mudah mengenali komentar yang netral. Sebaliknya, kategori negative memiliki performa terendah dengan F1-score sebesar 0.51, yang mengindikasikan bahwa model kesulitan dalam mengenali sentimen negatif. Akurasi keseluruhan model mencapai 72%, menunjukkan bahwa sistem memiliki kemampuan yang cukup baik dalam mengklasifikasikan komentar pengguna.

### Visualisasi Hasil Pengujian

Visualisasi hasil pengujian dilakukan untuk memberikan pemahaman yang lebih intuitif mengenai performa model. **Gambar 18** dibawah memperlihatkan learning curve dari model Naïve Bayes, yang menunjukkan hubungan antara ukuran data pelatihan dan akurasi pada data pelatihan serta validasi.



**Gambar 18** Learning Curve

**Gambar 18** Learning curve di atas memperlihatkan bahwa akurasi pada data pelatihan (garis biru) mendekati 80%, menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola dari data pelatihan dengan baik. Sementara itu, akurasi pada data validasi (garis oranye) terus meningkat seiring bertambahnya data pelatihan, hingga mendekati 70% pada ukuran data maksimum (~25,000). Perbedaan kecil antara akurasi data pelatihan dan validasi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang cukup baik, meskipun ada sedikit gap yang mengindikasikan potensi overfitting ringan. Visualisasi ini juga mengonfirmasi bahwa model dapat mencapai performa yang stabil ketika data pelatihan sudah mencukupi.

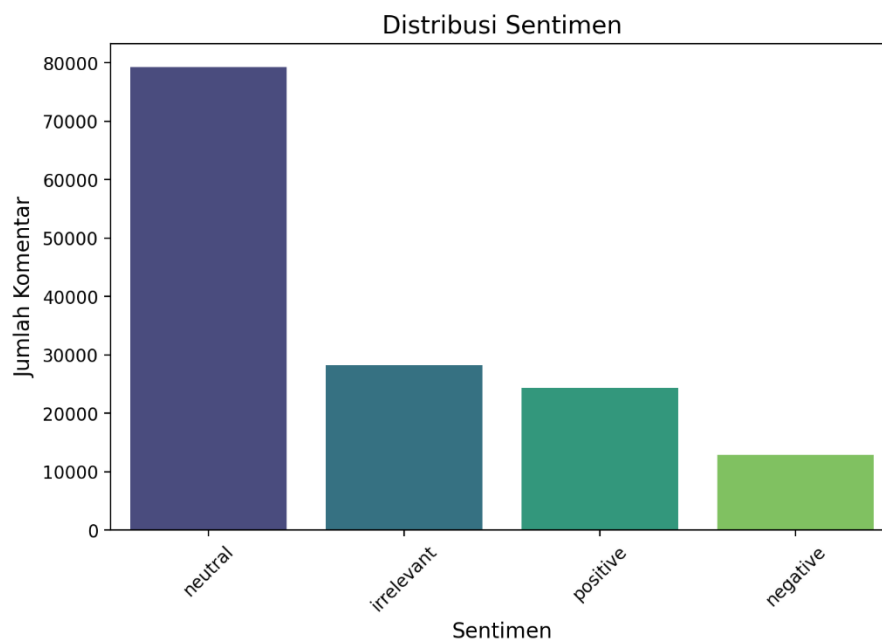
### Analisis Data dan Sentimen

Analisis Data dan Sentimen berfokus pada hasil analisis sentimen dari komentar pengguna YouTube yang telah diklasifikasikan ke dalam empat kategori sentimen: positif, negatif, netral, dan irrelevant. Analisis ini bertujuan untuk memberikan wawasan tentang distribusi komentar berdasarkan kategori sentimen serta pola-pola kata yang sering muncul dalam komentar tersebut. Hasil analisis ini sangat penting untuk memahami persepsi pengguna terhadap produk, baik secara umum maupun berdasarkan kategori tertentu. Analisis dilakukan melalui dua pendekatan utama yaitu Distribusi komentar berdasarkan kategori sentimen, yang

divisualisasikan menggunakan grafik Pola kata dominan dari setiap sentimen, yang divisualisasikan menggunakan word cloud, lebih jelasnya yaitu:

### Grafik Distribusi Sentimen

Distribusi sentimen memberikan gambaran tentang jumlah komentar pengguna yang masuk dalam setiap kategori sentimen, yaitu positif, negatif, netral, dan irrelevant. Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi tren umum dalam komentar pengguna dan melihat kategori sentimen mana yang paling dominan. Informasi ini sangat berguna untuk memahami fokus utama pengguna serta mengetahui persepsi mereka terhadap produk tertentu. Grafik distribusi sentimen **Gambar 19** dibawah menunjukkan proporsi masing-masing kategori sentimen dari seluruh komentar yang dianalisis.



**Gambar 19** Grafik Distribusi Sentimen

**Gambar 19** di atas menunjukkan distribusi sentimen komentar pengguna YouTube berdasarkan kategori neutral, irrelevant, positive, dan negative. Berdasarkan hasil analisis, kategori neutral mendominasi dengan jumlah komentar lebih dari 80,000. Hal ini mengindikasikan bahwa sebagian besar pengguna memberikan komentar yang bersifat deskriptif atau informatif tanpa ekspresi emosi yang kuat. Komentar netral ini biasanya mencakup informasi umum, pertanyaan, atau tanggapan yang tidak menunjukkan pendapat tertentu tentang produk.

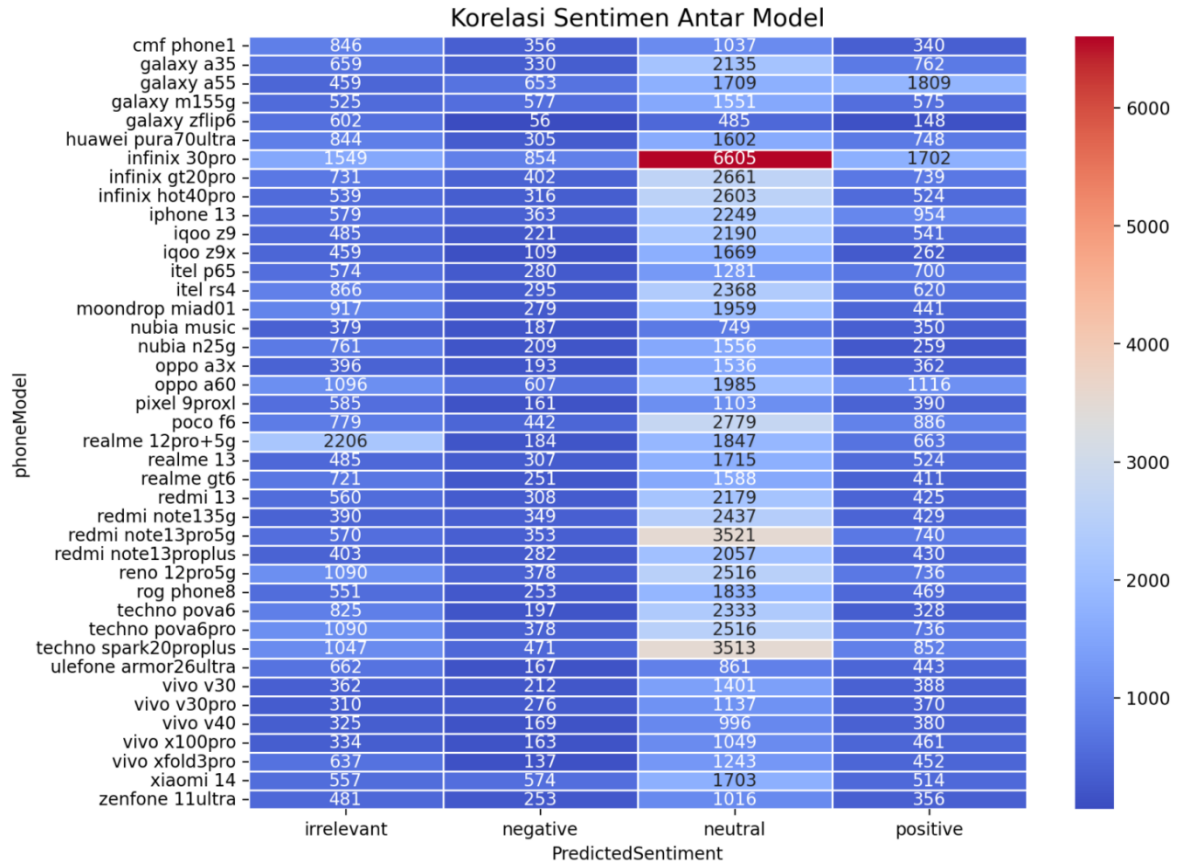
Kategori irrelevant berada di urutan kedua, dengan jumlah komentar sekitar 35,000. Komentar ini mencakup tanggapan yang tidak relevan terhadap konteks pembahasan, seperti promosi pribadi, candaan, atau topik yang tidak berkaitan langsung dengan produk. Meski demikian, komentar irrelevant tetap memberikan gambaran bahwa konten video memicu diskusi yang luas, meskipun tidak semuanya terkait dengan topik utama. Kategori **positive** berada di urutan ketiga dengan jumlah sekitar 25,000 komentar. Ini menunjukkan bahwa banyak pengguna memiliki pengalaman yang baik atau persepsi positif terhadap produk yang dibahas. Kata-kata positif yang sering muncul mencakup "**bagus**," "**mantap**," dan "**puas**," yang menandakan penghargaan terhadap fitur atau kinerja produk tertentu.

Sementara itu, kategori negative memiliki jumlah komentar paling sedikit, kurang dari 10,000. Ini menunjukkan bahwa hanya sebagian kecil pengguna yang memberikan ulasan



### Korelasi Sentimen Antar Model

◆◆ Grafik korelasi sentimen memberikan gambaran mengenai distribusi komentar pengguna untuk setiap model perangkat dalam kategori sentimen positif, negatif, netral, dan irrelevant. Informasi ini penting untuk memahami bagaimana pengguna memberikan tanggapan terhadap berbagai merek dan model perangkat, serta untuk mengidentifikasi pola-pola unik dalam setiap kategori sentimen.



**Gambar 21** Grafik Korelasi Sentimen

Berdasarkan grafik yang ditampilkan pada **Gambar 21**, terlihat bahwa model seperti Realme 12 Pro+ 5G memiliki jumlah komentar tertinggi dalam kategori irrelevant, dengan lebih dari 2.206 komentar. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar komentar terkait model ini tidak relevan terhadap pembahasan utama, seperti komentar yang bersifat promosi, candaan, atau tidak berkaitan dengan produk. Model seperti Infinix 30 Pro menunjukkan dominasi pada kategori sentimen netral dengan lebih dari 6.000 komentar, yang mengindikasikan bahwa pengguna cenderung memberikan komentar deskriptif atau informatif tanpa menyampaikan opini emosional tertentu.

Selain itu, sentimen negatif memiliki jumlah yang relatif kecil untuk hampir semua model perangkat, menunjukkan bahwa ulasan negatif dari pengguna tidak terlalu dominan. Model seperti Infinix 30 Pro dan Galaxy A55 menunjukkan jumlah komentar positif yang cukup signifikan, yang mengindikasikan persepsi yang baik dari pengguna terhadap kedua perangkat ini. Di sisi lain, model dengan jumlah komentar irrelevant yang tinggi, seperti Infinix 30 Pro dan Realme 12 Pro+ 5G, dapat menjadi perhatian untuk evaluasi lebih lanjut, guna memastikan bahwa pengguna menerima informasi yang relevan terkait perangkat tersebut.

Hasil analisis ini memberikan wawasan penting bagi produsen untuk memahami pola opini pengguna terhadap berbagai perangkat. Pola yang muncul, seperti dominasi sentimen netral

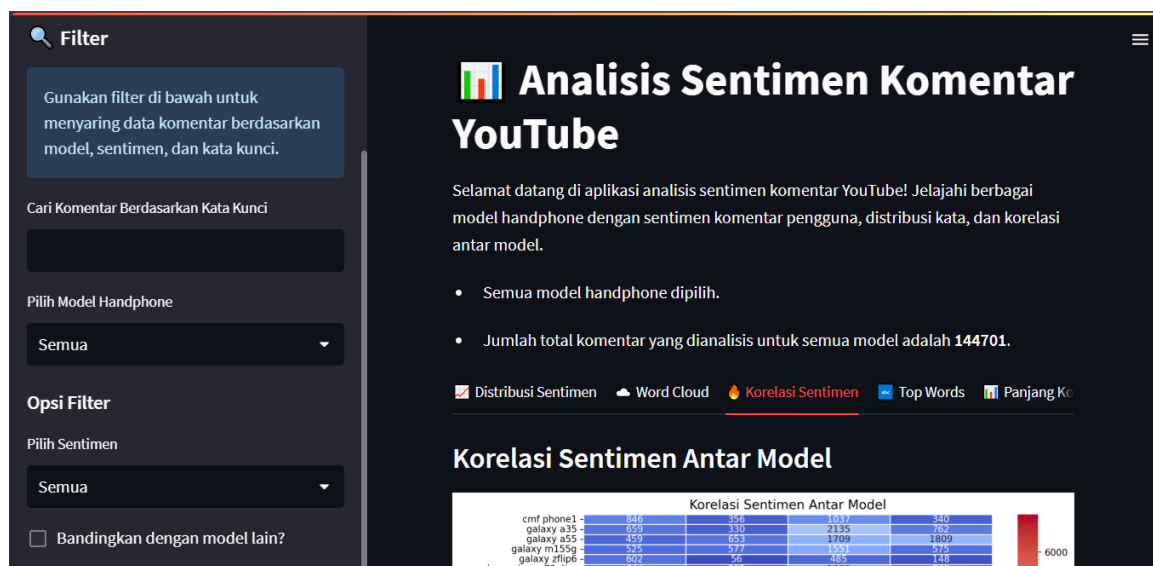
dan irrelevant, menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memberikan komentar tanpa opini emosional yang kuat atau komentar yang tidak relevan terhadap produk. Namun, sentimen positif yang tinggi pada model tertentu menunjukkan adanya persepsi baik yang dapat dimanfaatkan untuk memperkuat branding atau strategi pemasaran. Secara keseluruhan, analisis korelasi sentimen antar model memberikan data yang dapat digunakan untuk meningkatkan kualitas produk serta memahami kebutuhan dan persepsi pengguna secara lebih mendalam.

### Implementasi Sistem

Analisis Implementasi system berfungsi untuk menganalisis sistem sentimen yang telah dirancang dan dikembangkan, dengan memberikan gambaran detail tentang antarmuka aplikasi, fitur utama, dan bagaimana fitur tersebut digunakan untuk mendukung kebutuhan pengguna dalam melakukan analisis sentimen. Implementasi ini diwujudkan melalui antarmuka web yang sederhana, interaktif, dan mudah digunakan, sehingga dapat memenuhi kebutuhan pengguna dengan berbagai tingkat keahlian teknis.

### Deskripsi Antarmuka Web

Antarmuka aplikasi ini dirancang dengan pendekatan yang user-friendly, mengutamakan kemudahan akses dan navigasi. Pada tampilan utama, pengguna disambut dengan halaman yang memuat deskripsi singkat tentang fungsi aplikasi, yang mencakup analisis sentimen komentar YouTube berdasarkan model handphone. Aplikasi ini dirancang untuk memproses data besar secara efisien, yang dapat menampilkan distribusi sentimen, korelasi antar model, dan visualisasi kata yang sering muncul. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada **Gambar 22** dibawah ini.



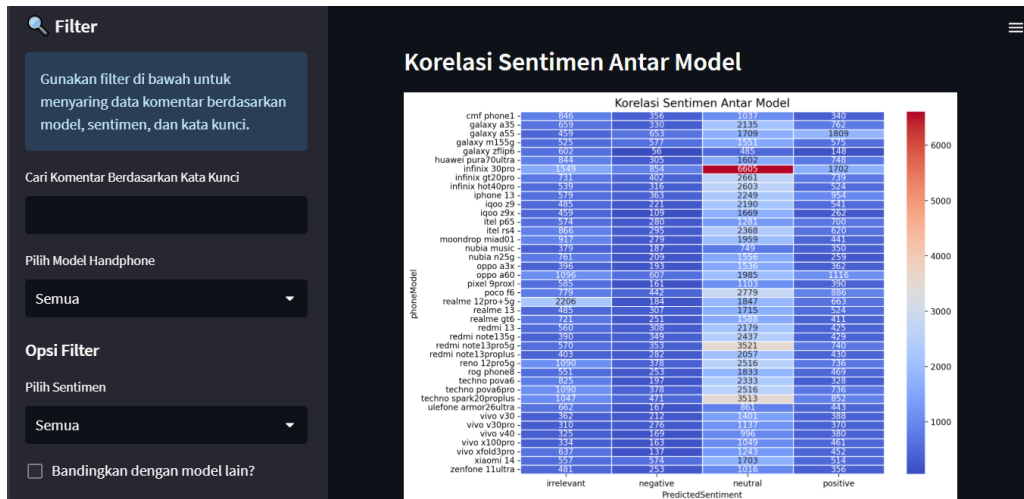
**Gambar 22** Interface Website

Dapat dilihat pada **Gambar 22** Salah satu elemen utama dari antarmuka adalah sidebar filter. Sidebar ini menyediakan berbagai opsi untuk menyaring data berdasarkan kata kunci, model handphone, dan kategori sentimen seperti positive, neutral, negative, dan irrelevant. Fitur filter ini sangat membantu pengguna yang ingin fokus pada data tertentu tanpa harus memilah-milah komentar secara manual. Dengan menggunakan filter ini, pengguna dapat menghemat waktu sekaligus mendapatkan hasil analisis yang lebih relevan.

Navigasi dalam aplikasi juga dirancang sederhana dengan memanfaatkan tab-tab interaktif di bagian atas halaman utama. Tab-tab ini memungkinkan pengguna untuk berpindah antar

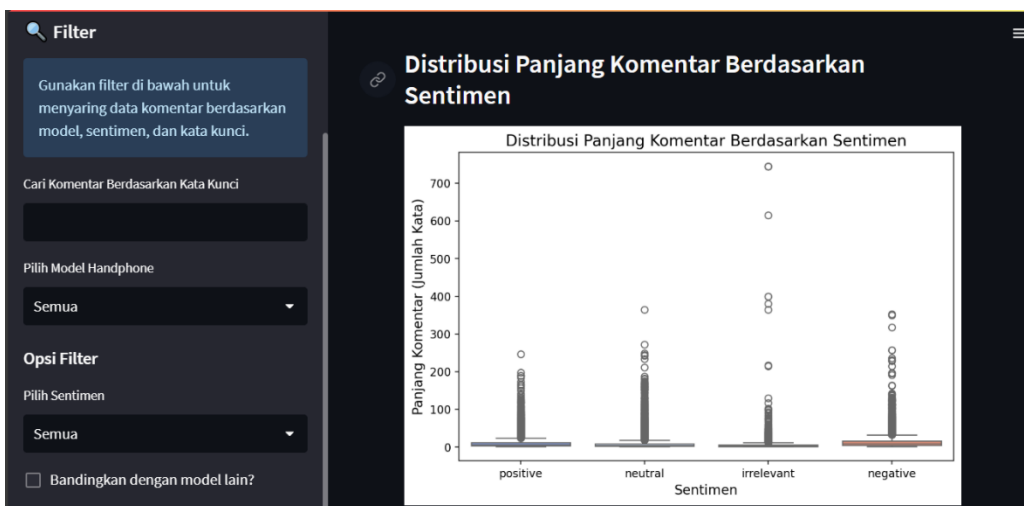


**Gambar 24** menunjukkan grafik dari Word Cloud. Word Cloud adalah fitur visualisasi yang menampilkan kata-kata yang paling sering muncul dalam komentar. Ukuran kata pada Word Cloud menunjukkan frekuensi kemunculannya. Fitur ini memberikan wawasan tentang topik atau kata kunci yang paling banyak dibicarakan oleh pengguna. Misalnya, kata seperti "kamera" atau "harga" yang berukuran besar menunjukkan bahwa topik tersebut sering menjadi perhatian pengguna.



**Gambar 25** Korelasi Sentimen

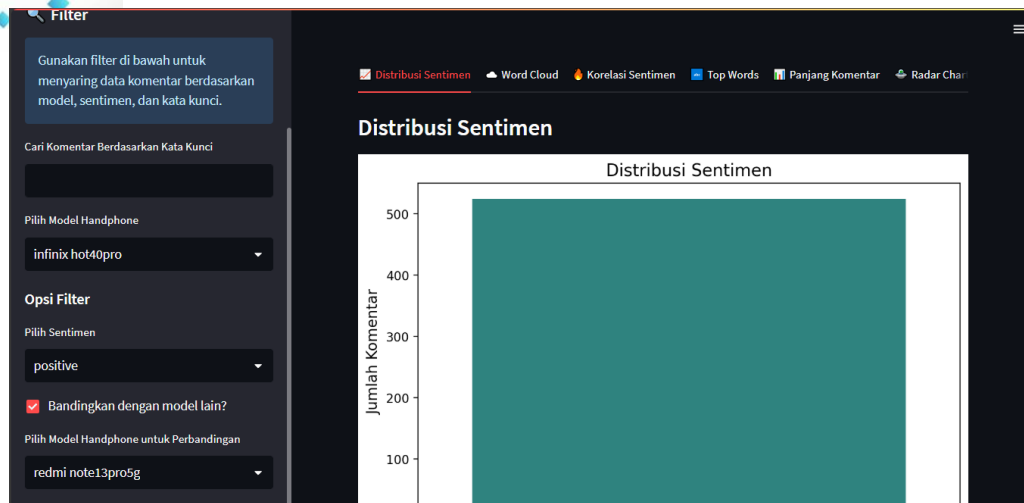
**Gambar 25** menunjukkan grafik Korelasi Sentimen Antar Model. Grafik ini disebut sebagai Heatmap korelasi sentimen antar model handphone yang berfungsi menampilkan distribusi sentimen untuk setiap model. Fitur ini memungkinkan pengguna untuk membandingkan persepsi sentimen terhadap berbagai model handphone secara visual. Warna pada heatmap menunjukkan intensitas komentar, misalnya warna merah menandakan volume komentar yang tinggi, sedangkan warna biru menunjukkan volume yang lebih rendah. Fitur ini bermanfaat bagi produsen untuk memahami penerimaan model handphone tertentu di pasar.



**Gambar 26** Distribusi Panjang Komentar

**Gambar 26** menunjukkan grafik Distribusi Panjang Komentar Berdasarkan Sentimen. Fitur ini menggunakan diagram boxplot untuk menunjukkan distribusi panjang komentar berdasarkan sentimen. Pengguna dapat mengidentifikasi pola komentar, seperti komentar

dengan sentimen negative yang cenderung lebih panjang karena memuat keluhan atau penjelasan lebih rinci. Diagram ini memberikan wawasan tambahan tentang bagaimana jenis sentimen memengaruhi panjang komentar.



**Gambar 27** Fitur Filter Data

**Gambar 27** menunjukkan fitur Filter Data yaitu sidebar filter. Sidebar filter memberikan fleksibilitas tinggi dalam analisis data. Pengguna dapat memilih model handphone tertentu, kategori sentimen, atau kata kunci untuk menyaring data yang relevan dengan kebutuhan mereka. Fitur ini memudahkan eksplorasi data yang berfokus pada topik atau tren tertentu.

## KESIMPULAN DAN SARAN

### Kesimpulan

Proses analisis sentimen komentar YouTube dimulai dengan pengumpulan data menggunakan YouTube Data API v3, di mana data mentah komentar yang relevan diambil dari video ulasan ponsel tertentu. Tahapan praproses data kemudian dilakukan untuk memastikan data dalam kondisi optimal, mencakup langkah seperti case folding untuk menyamakan format teks, tokenisasi untuk memecah teks menjadi unit kecil, penghapusan stopwords untuk mengeliminasi kata-kata yang tidak bermakna, stemming untuk mengurangi kata ke bentuk dasar, serta lemmatization untuk mendapatkan bentuk kata yang valid secara linguistik. Data yang telah diproses ini diolah lebih lanjut menggunakan algoritma Naïve Bayes yang memanfaatkan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) sebagai teknik ekstraksi fitur. Model ini digunakan untuk mengklasifikasikan komentar ke dalam empat kategori sentimen utama, yaitu positif, negatif, netral, dan irelevan. Setelah analisis selesai, hasilnya divisualisasikan melalui grafik distribusi sentimen dan Word Cloud, sehingga memudahkan pengguna dalam memahami tren sentimen secara intuitif.

Hasil analisis menunjukkan bahwa sistem berhasil mengelompokkan komentar dengan akurasi keseluruhan sebesar 72%, di mana performa terbaik terdapat pada kategori sentimen netral yang memiliki F1-score sebesar 0.78. Kategori netral mendominasi dataset, diikuti oleh sentimen irelevan, positif, dan negatif, mencerminkan mayoritas komentar bersifat deskriptif atau informatif tanpa opini emosional yang kuat. Visualisasi hasil melalui Word Cloud dan grafik memberikan wawasan tentang distribusi sentimen dan kata-kata dominan yang sering digunakan dalam setiap kategori. Sistem ini tidak hanya membantu konsumen dalam memilih produk yang sesuai berdasarkan opini pengguna lain, tetapi juga menyediakan informasi yang berguna bagi produsen untuk memahami persepsi publik terhadap produk mereka, yang dapat digunakan dalam pengembangan produk dan strategi pemasaran. Dengan demikian, sistem ini

berhasil memberikan kontribusi yang signifikan dalam membantu pengambilan keputusan yang lebih informatif dan efisien baik untuk konsumen maupun produsen.

## Saran

1. **Peningkatan Akurasi Model:** Untuk meningkatkan akurasi, khususnya pada kategori sentimen negatif yang memiliki F1-score rendah, disarankan untuk mengeksplorasi algoritma lain seperti Support Vector Machine (SVM), Random Forest, atau ensemble learning. Teknik hyperparameter tuning pada algoritma Naïve Bayes juga perlu dilakukan untuk mengoptimalkan kinerjanya.
2. **Peningkatan Kualitas Data:** Data yang digunakan saat ini didominasi oleh sentimen netral. Untuk mendapatkan hasil yang lebih representatif, disarankan memperluas cakupan pengumpulan data dengan mengambil komentar dari berbagai kanal YouTube dan platform media sosial lainnya seperti Instagram, Twitter, atau Facebook. Selain itu, menyeimbangkan distribusi data antar kategori sentimen dapat membantu mengurangi bias model.
3. **Visualisasi yang Lebih Komprehensif:** Tambahkan visualisasi seperti analisis tren waktu untuk melihat perubahan sentimen terhadap suatu produk seiring waktu. Fitur visualisasi interaktif seperti heatmap untuk korelasi antar kategori sentimen atau antar model ponsel juga dapat memperkaya wawasan pengguna.
4. **Peningkatan Fungsi Sistem:** Sistem saat ini hanya menyajikan hasil analisis sentimen. Disarankan menambahkan fitur rekomendasi atau insights tambahan, seperti menyoroti fitur produk yang paling banyak dibahas dalam komentar positif maupun negatif. Hal ini dapat memberikan nilai tambah bagi produsen untuk pengembangan produk lebih lanjut.
5. **Real-Time Processing:** Implementasikan real-time data analysis agar sistem dapat memberikan hasil analisis yang selalu diperbarui berdasarkan data komentar terbaru. Ini dapat dicapai dengan menggunakan teknologi streaming data seperti Apache Kafka atau integrasi pipeline dengan cloud computing.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. A. Misrun, E. Haerani, M. Fikry, dan E. Budianita, "Analisis Sentimen Komentar Youtube Terhadap Anies Baswedan Sebagai Bakal Calon Presiden 2024 Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Jurnal Coscitech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 4, no. 1, hlm. 207–215, 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i1.4790.
- [2] S. Sally, "Sentiment Analysis on Youtube Smart Phone Unboxing Video Reviews in Sri Lanka," *International Journal of Research -GRANTHAALAYAH*, vol. 10, no. 11, hlm. 53–63, 2022, doi: 10.29121/granthaalayah.v10.i11.2022.4884.
- [3] K. Anwar, "Analisa sentimen Pengguna Instagram Di Indonesia Pada Review Smartphone Menggunakan Naive Bayes," *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 2, no. 4, hlm. 148–155, 2022, doi: 10.30865/klik.v2i4.315.
- [4] D. F. Zhafira, B. Rahayudi, dan I. Indriati, "Analisis Sentimen Kebijakan Kampus Merdeka Menggunakan Naive Bayes dan Pembobotan TF-IDF Berdasarkan Komentar pada Youtube," *Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi, dan Edukasi Sistem Informasi*, vol. 2, no. 1, hlm. 55–63, 2021, doi: 10.25126/justsi.v2i1.24.
- [5] D. Pratmanto, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi Identitas Kependudukan Digital Dengan Metode Naive Bayes Dan K-Nearest," *Computatio Journal of Computer Science and Information Systems*, vol. 7, no. 2, hlm. 155–166, 2023, doi: 10.24912/computatio.v7i2.26322.
- [6] M. W. A. Putra, \_ Susanti, E. Erlin, dan H. Herwin, "Analisis Sentimen Dompok Elektronik Pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *It Journal*

- Research and Development*, vol. 5, no. 1, hlm. 72–86, 2020, doi: 10.25299/itjrd.2020.vol5(1).5159.
- [7] A. R. Harungguan, “Analisis Sentimen Dengan Metode Klasifikasi Naïve Bayes Dan Seleksi Fitur Chi-Square,” *In Search*, vol. 22, no. 2, hlm. 332–339, 2023, doi: 10.37278/insearch.v22i2.762.
- [8] P. S. M. Suryani, L. Linawati, dan K. O. Saputra, “Penggunaan Metode Naïve Bayes Classifier Pada Analisis Sentimen Facebook Berbahasa Indonesia,” *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, vol. 18, no. 1, hlm. 145, 2019, doi: 10.24843/mite.2019.v18i01.p22.
- [9] T. Abdillah, “Komparasi Metode Naive Bayes Dan K-Nearest Neighbors Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Zenius,” *Jurnal Processor*, vol. 19, no. 1, 2024, doi: 10.33998/processor.2024.19.1.1596.
- [10] A. Munazilin, “Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Sistem Pembayaran UTAP Pondok Pesantren Salafiyah Syafi’iyah Situbondo,” *Elektriese Jurnal Sains Dan Teknologi Elektro*, vol. 13, no. 01, hlm. 50–55, 2023, doi: 10.47709/elektriese.v13i01.2581.
- [11] A. Wibowo, W. Darmawan, dan N. Amalia, “Komparasi Metode Naïve Bayes Dan K-Nearest Neighbor Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Pedulilindungi,” *Ic-Tech*, vol. 17, no. 1, hlm. 18–23, 2022, doi: 10.47775/ictech.v17i1.234.
- [12] F. T. Sanudin, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Sapawarga Di Playstore Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *Jati (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 1, hlm. 170–175, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8300.
- [13] R. Fatmasari, V. M. Ayu, H. Anto, W. Gata, dan L. D. Yulianto, “Analisis Sentimen Dalam Pengkategorian Komentar Youtube Terhadap Layanan Akademik dan Non-Akademik Universitas Terbuka Untuk Prediksi Kepuasan,” *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 2, hlm. 395–404, 2022, doi: 10.47065/bits.v4i2.1738.
- [14] D. Darwis, N. Siskawati, dan Z. Abidin, “Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter Bmkg Nasional,” *Jurnal Tekno Kompak*, vol. 15, no. 1, hlm. 131, 2021, doi: 10.33365/jtk.v15i1.744.
- [15] A. A. Ningtyas, “Analisis Sentimen Komentar Youtube Tentang Prediksi Resesi Ekonomi Tahun 2023 Menggunakan Algoritme Naïve Bayes,” *Bit (Fakultas Teknologi Informasi Universitas Budi Luhur)*, vol. 20, no. 1, hlm. 9, 2023, doi: 10.36080/bit.v20i1.2317.
- [16] V. A. Permadi, “Analisis Sentimen Menggunakan Algoritma Naive Bayes Terhadap Review Restoran Di Singapura,” *Jurnal Buana Informatika*, vol. 11, no. 2, hlm. 141–151, 2020, doi: 10.24002/jbi.v11i2.3769.
- [17] Abd. C. Fauzan dan K. Hikmah, “Implementasi Algoritma Naive Bayes Dalam Analisis Polarisasi Opini Masyarakat Terkait Vaksin Covid-19,” *Rabit : Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, vol. 7, no. 2, hlm. 122–128, 2022, doi: 10.36341/rabit.v7i2.2403.
- [18] S. A. R. Rizaldi, “Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi JMO (Jamsostek Mobile) Pada Google Play Store Menggunakan Metode Naive Bayes,” *Storage Jurnal Ilmiah Teknik Dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 3, hlm. 109–117, 2023, doi: 10.55123/storage.v2i3.2334.
- [19] E. Hasibuan dan E. A. Heriyanto, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Amazon Shopping Di Google Play Store Menggunakan Naive Bayes Classifier,” *Jurnal Teknik Dan Science*, vol. 1, no. 3, hlm. 13–24, 2022, doi: 10.56127/jts.v1i3.434.
- [20] R. W. Utami *dkk.*, “ANALISIS SENTIMEN TERHADAP XIAOMI INDONESIA MENGGUNAKAN ANALYSIS OF SENTIMEN ON XIAOMI INDONESIA USING

- NAÏVE BAYES METHOD INGGRIS,” vol. 3, no. 1, hlm. 1–9, 2021, doi: 10.24176/ijtis.v3i1.7514.
- [21] S. Mujilawati, “Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Chatgpt Berdasarkan Rating Menggunakan Metode Lexicon,” *Rabit: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, vol. 9, no. 1, hlm. 131–137, 2023, doi: 10.36341/rabit.v9i1.3845.
- [22] S. Nurul, J. Fitriyyah, N. Safriadi, dan E. E. Pratama, “Analisis Sentimen Calon Presiden Indonesia 2019 dari Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes,” vol. 5, no. 3, hlm. 279–285, 2019.
- [23] Kurnia, I. Purnamasari, dan D. D. Saputra, “Analisis Sentimen Dengan Metode Naïve Bayes, SMOTE Dan Adaboost Pada Twitter Bank BTN,” *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, vol. 7, no. 2, hlm. 235–242, 2023, doi: 10.35870/jtik.v7i3.707.
- [24] R. R. Juandri, R. W. P. Pamungkas, dan A. Fathurrozi, “Aplikasi Portal Media Sosial Menggunakan Machine Learning Dengan Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Publik,” vol. 3, no. 2, hlm. 217–228, 2022.
- [25] A. Septiani dan I. Budi, “Klasifikasi Ulasan Pengguna Aplikasi: Studi Kasus Aplikasi Ipusnas Perpustakaan Nasional Republik Indonesia (PNRI),” *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 7, no. 4, hlm. 1110–1120, 2022, doi: 10.29100/jupi.v7i4.3216.
- [26] V. Fazrian, “Penerapan Algoritma Naive Bayes Terhadap Analisis Sentimen Aplikasi Game Multiplayer Online Battle Arena,” *Jati (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 1, hlm. 1005–1012, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8432.
- [27] O. Irnawati dan K. Solecha, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Flip Menggunakan Naïve Bayes Dengan Seleksi Fitur PSO,” *Jurnal Ilmiah Intech Information Technology Journal of Umus*, vol. 4, no. 02, hlm. 189–199, 2022, doi: 10.46772/intech.v4i02.868.
- [28] E. Susanto, P. A. Christianto, M. R. Maulana, dan S. W. Binabar, “Analisis Kinerja Algoritma Naïve Bayes Pada Dataset Sentimen Masyarakat Aplikasi NEWSAKPOLE Samsat Jawa Tengah,” *Jurnal Coscitech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 3, no. 3, hlm. 234–241, 2022, doi: 10.37859/coscitech.v3i3.4343.
- [29] M. Rezki, D. N. Kholifah, M. Faisal, P. Priyono, dan R. Suryadithia, “Analisis Review Pengguna Google Meet Dan Zoom Cloud Meeting Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *Jurnal Infortech*, vol. 2, no. 2, hlm. 264–270, 2020, doi: 10.31294/infortech.v2i2.9286.
- [30] A. P. Astuti, S. Alam, dan I. Jaelani, “Komparasi Algoritma Support Vector Machine Dengan Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Pada Aplikasi BRImo,” *Jurnal Bangkit Indonesia*, vol. 11, no. 2, hlm. 1–6, 2022, doi: 10.52771/bangkitindonesia.v11i2.196.
- [31] S. Khomsah dan A. S. Aribowo, “Text-Preprocessing Model Youtube Comments in Indonesian,” *Jurnal Resti (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, vol. 4, no. 4, hlm. 648–654, 2020, doi: 10.29207/resti.v4i4.2035.
- [32] I. P. A. E. D. Udayana, I. G. A. Indrawan, dan I. P. D. G. A. Putra, “Decision Support System for Sentiment Analysis of Youtube Comments on Government Policies,” *Journal of Computer Networks Architecture and High Performance Computing*, vol. 5, no. 1, hlm. 27–37, 2023, doi: 10.47709/cnahpc.v5i1.1999.
- [33] A. P. Wibawa, “Mining the Public Sentiment for Wayang Climen Preservation and Promotion,” *International Journal of Visual and Performing Arts*, vol. 5, no. 2, hlm. 84–95, 2023, doi: 10.31763/viperarts.v5i2.1163.
- [34] A. I. Tanggraeni dan M. N. N. Sitokdana, “Analisis Sentimen Aplikasi E-Government Pada Google Play Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *Jatisi (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, vol. 9, no. 2, hlm. 785–795, 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i2.1835.

- [35] E. H. Muktafin, K. Kusriani, dan E. T. Luthfi, "Analisis Sentimen pada Ulasan Pembelian Produk di Marketplace Shopee Menggunakan Pendekatan Natural Language Processing," *Jurnal Eksplora Informatika*, vol. 10, no. 1, hlm. 32–42, 2020, doi: 10.30864/eksplora.v10i1.390.
- [36] S. N. J. Fitriyyah, N. Safriadi, dan E. E. Pratama, "Analisis Sentimen Calon Presiden Indonesia 2019 Dari Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes," *Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika (Jepin)*, vol. 5, no. 3, hlm. 279, 2019, doi: 10.26418/jp.v5i3.34368.
- [37] A. Erfina dan R. A. Lestari, "Sentiment Analysis of Electric Vehicles Using the Naïve Bayes Algorithm," *Sistemasi*, vol. 12, no. 1, hlm. 178, 2023, doi: 10.32520/stmsi.v12i1.2417.
- [38] H. Prasetya, G. A. Buntoro, dan D. Mustikasari, "Analisis Sentimen Pada Channel Autonetmagz Terhadap Review Mobil Almaz 2019 Dengan Metode Naive Bayes Classifier Dan Lexicon Based," *Komputek*, vol. 4, no. 1, hlm. 58, 2020, doi: 10.24269/jkt.v4i1.358.
- [39] F. Dona, I. Maulida, dan B. Nugraha, "Klasifikasi Dan Analisis Dataset Komentar Video Youtube Menggunakan Supervised Learning," *Seminastika*, vol. 3, no. 1, hlm. 86–90, 2021, doi: 10.47002/seminastika.v3i1.232.
- [40] Z. Annisa dan B. S. S. Ulama, "Analisis Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi 'PeduliLindungi' Pada Google Play Store Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier Model Multinomial," *Jurnal Sains Dan Seni Its*, vol. 11, no. 6, 2023, doi: 10.12962/j23373520.v11i6.94064.
- [41] D. Nurmawati, C. P. Gusti, E. C. Hernanto, F. Ananda, M. A. Hutagalung, dan N. Hikmah, "Analisis Sentimen Untuk Melihat Respon Masyarakat Terhadap Vaksin Pfizer," *Joti*, vol. 4, no. 2, hlm. 77–80, 2023, doi: 10.37802/joti.v4i2.322.
- [42] T. Muhyat, A. Fauzi, dan D. J. Indra, "Analisis Sentimen Terhadap Komentar Video Youtube Menggunakan Support Vector Machines," *Jurnal Ilmiah Komputer*, vol. 19, hlm. 231–240, 2023.
- [43] G. A. Pradnyana dan I. G. M. Darmawiguna, "Web-Based System for Bali Tourism Sentiment Analysis During the Covid-19 Pandemic Using Django Web Framework and Naive Bayes Method," 2021, doi: 10.2991/assehr.k.211222.050.
- [44] Y. Yunitasari, A. Musdholifah, dan A. K. Sari, "Sarcasm Detection for Sentiment Analysis in Indonesian Tweets," *Ijccs (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, vol. 13, no. 1, hlm. 53, 2019, doi: 10.22146/ijccs.41136.
- [45] A. Mustolih, "Sentiment Analysis Motorku X Using Applications Naive Bayes Classifier Method," *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, vol. 6, no. 2, hlm. 231, 2023, doi: 10.24014/ijaidm.v6i2.24864.
- [46] P. Subarkah, "Sentiment Analysis on Reviews of Women's Tops on Shopee Marketplace Using Naive Bayes Algorithm," *Jitk (Jurnal Ilmu Pengetahuan Dan Teknologi Komputer)*, vol. 9, no. 1, hlm. 126–133, 2023, doi: 10.33480/jitk.v9i1.4179.
- [47] M. Umar, A.-A. A. Bena, dan B. Wadata, "Sentiment Analysis Techniques and Application-Survey and Taxonomy," *Engineering and Technology Journal*, vol. 04, no. 01, 2021, doi: 10.47191/etj/v6i1.01.
- [48] A. H. Alamoodi *dkk.*, "Sentiment Analysis and Its Applications in Fighting COVID-19 and Infectious Diseases: A Systematic Review," *Expert Syst Appl*, vol. 167, hlm. 114155, 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2020.114155.