ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI ASTRO MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES

Ramdhan Ridho Saputra[1], Fitriana Destiawati[2], Bayu Ardiansyah[3]
Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer
Universitas Indraprasta PGRI
Jalan Raya Tengah No 80, Kelurahan Gedong, Pasar Rebo, Jakarta Timur
ramdhanrs85@gmail.com[1], honeyzone86@gmail.com[2], kotaksuratnyabayu@gmail.com[3]

Abstrak

Pemanfaatan aplikasi belanja daring menghasilkan banyak ulasan yang merekam pengalaman pengguna setelah menggunakan layanan. Pada aplikasi Astro, ulasan di Google Play Store dapat diolah menjadi informasi mengenai kecenderungan penilaian pengguna tanpa harus menelaah setiap komentar secara manual. Penelitian ini mengembangkan analisis sentimen terhadap ulasan Astro dengan Naïve Bayes. Sebanyak 1.000 ulasan dikumpulkan sebagai *dataset*, kemudian teks dinormalisasi melalui *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Teks hasil *preprocessing* direpresentasikan menggunakan TF-IDF sebelum digunakan pada proses pelatihan dan pengujian model. *Dataset* dibagi menjadi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian. Pengujian menghasilkan *accuracy* 88,89%, dengan performa yang lebih kuat pada sentimen positif dan negatif dibandingkan sentimen netral. Temuan tersebut menunjukkan bahwa pengolahan TF-IDF dan Naïve Bayes dapat digunakan untuk memetakan kecenderungan opini pengguna Astro serta membantu penyajian informasi evaluatif mengenai layanan aplikasi.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Naïve Bayes, TF-IDF, Google Play Store, Astro.

Abstract

The use of online shopping applications generates many reviews that record user experiences after using the service. In the Astro application, reviews on the Google Play Store can be processed into information about user rating trends without having to manually examine each comment. This research develops sentiment analysis on Astro reviews using Naïve Bayes. A total of 1,000 reviews were collected as a dataset, and then the text was normalized through case folding, tokenizing, stopword removal, and stemming. The preprocessed text is represented using TF-IDF before being used in the model training and testing process. The dataset is divided into 80% training data and 20% testing data. The testing resulted in an accuracy of 88.89%, with stronger performance on positive and negative sentiments compared to neutral ones. These findings indicate that TF-IDF processing and Naïve Bayes can be used to map the opinion trends of Astro users and assist in presenting evaluative information regarding the application services.

Keywords: *Sentiment Analysis, Naïve Bayes, TF-IDF, Google Play Store, Astro.*

PENDAHULUAN

Ulasan pada platform distribusi aplikasi tidak hanya berfungsi sebagai komentar pengguna, tetapi juga membentuk kumpulan data tekstual yang dapat menggambarkan pengalaman mereka terhadap suatu layanan. Astro dipilih sebagai objek penelitian karena merupakan aplikasi belanja daring dengan layanan pengiriman cepat yang sangat bergantung pada pengalaman pengguna, sedangkan ulasan pada Google Play Store memuat penilaian langsung mengenai aplikasi, pengiriman, ketersediaan produk, dan pelayanan. Jumlah ulasan yang terus bertambah membuat pembacaan komentar satu per satu kurang praktis ketika tujuan analisisnya adalah memperoleh kecenderungan opini secara menyeluruh. Kondisi tersebut mendorong perlunya mekanisme pengolahan teks yang dapat mengubah ulasan menjadi informasi sentimen yang terstruktur. Dalam penelitian ini, opini dikelompokkan menjadi sentimen positif, netral, dan negatif melalui pendekatan Natural Language Processing (NLP). Teks ulasan terlebih dahulu dipersiapkan melalui preprocessing, kemudian direpresentasikan secara numerik dengan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Naïve Bayes selanjutnya digunakan sebagai model klasifikasi karena sesuai untuk pemrosesan fitur berbasis kata. Tujuan penelitian ini adalah menerapkan Naïve Bayes untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna Astro ke dalam tiga kelas serta

membangun sistem berbasis web untuk menjalankan pengumpulan data, pemodelan, evaluasi, visualisasi, dan prediksi. Kontribusi penelitian terletak pada penerapan alur analisis terintegrasi dari pengambilan ulasan hingga penyajian hasil pada aplikasi Streamlit, sehingga hasil klasifikasi dapat digunakan untuk melihat kecenderungan pengalaman pengguna dan mendukung evaluasi layanan Astro.

PENELITIAN RELEVAN

Kajian terdahulu menunjukkan bahwa Naïve Bayes telah banyak diterapkan untuk menganalisis sentimen ulasan aplikasi dengan objek dan rancangan pengolahan yang beragam. Elistiana *et al*., (2023) menggunakan TF-IDF dan Naïve Bayes pada ulasan Shopee, sedangkan Lundam & Darmawan, (2024) serta Rahman *et al*., (2025) menerapkannya pada ulasan Gojek. Pada layanan keuangan digital, Helmayanti *et al*., (2023) menggunakan Naïve Bayes untuk menganalisis sentimen berbasis aspek pada ulasan Flip, sementara Rahmawati *et al*., (2024) menerapkannya pada ulasan m-BCA dan membandingkan kinerjanya dengan metode klasifikasi lain. Firmansyah & Lestariningsih, (2024) memanfaatkan tahapan preprocessing dan TF-IDF sebelum klasifikasi Naïve Bayes pada ulasan SmartCampus Unisbank, sedangkan Wijaya & Panjaitan, (2024) memadukan Multinomial Naïve Bayes dengan pendekatan leksikon dan Ohoilulin *et al*., (2024) mengombinasikan Naïve Bayes dengan Latent Dirichlet Allocation (LDA). Penelitian Lingga & Hasan, (2025) menunjukkan bahwa ketidakseimbangan kelas dapat memengaruhi kemampuan Multinomial Naïve Bayes dalam mengenali sentimen positif, netral, dan negatif, sementara Nurfauzi *et al*., (2025) membandingkan Naïve Bayes dengan Support Vector Machine (SVM) pada ulasan Grab Indonesia. Berbagai penelitian tersebut memperlihatkan bahwa Naïve Bayes relevan untuk klasifikasi ulasan aplikasi, meskipun terdapat perbedaan pada objek, pengolahan teks, jumlah kelas, dan metode evaluasi. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini berfokus pada ulasan aplikasi Astro dengan menerapkan preprocessing, TF-IDF, dan Naïve Bayes untuk klasifikasi tiga kelas sentimen yang diintegrasikan ke dalam aplikasi analisis berbasis web.

METODE PENELITIAN

Rancangan penelitian disusun sebagai alur pengolahan data teks dari tahap akuisisi hingga evaluasi model. *Dataset* terdiri atas 1.000 ulasan aplikasi Astro yang diambil dari Google Play Store melalui *scraping*. Data hasil pengambilan disimpan dalam CSV agar dapat digunakan kembali pada proses analisis. Sebelum pemodelan, isi ulasan diproses melalui *case folding* untuk menyeragamkan huruf, *tokenizing* untuk memisahkan unsur kata, *stopword removal* untuk mengurangi kata yang tidak informatif, dan *stemming* untuk mengembalikan kata ke bentuk dasarnya. Hasil *preprocessing* kemudian dikonversi menjadi fitur numerik menggunakan TF-IDF sehingga kontribusi kata pada setiap dokumen dapat direpresentasikan sebagai bobot. Pengujian menggunakan skema *hold-out*: 800 ulasan (80%) ditempatkan sebagai data pelatihan dan 200 ulasan (20%) sebagai data pengujian. Naïve Bayes dibangun dari data pelatihan untuk memprediksi tiga kelas, yaitu positif, netral, dan negatif. Kinerja prediksi pada data pengujian dianalisis melalui *confusion matrix* serta metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Seluruh rangkaian tersebut diimplementasikan pada aplikasi Streamlit yang menyediakan fungsi pengambilan atau unggah data, eksekusi analisis, penyajian visualisasi, dan prediksi terhadap ulasan baru.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Langkah-langkah penyelesaian analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Astro menggunakan metode *Naïve Bayes* adalah sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data Ulasan
   Dataset dibentuk dari ulasan Astro yang tersedia di Google Play Store. Pengambilan dilakukan secara otomatis dengan Python hingga terkumpul 1.000 ulasan. Kumpulan data tersebut selanjutnya menjadi sumber data utama untuk tahap *preprocessing*, pembentukan fitur, pelatihan model, dan pengujian klasifikasi.

Tabel 1. Jumlah Dataset

Keterangan	Jumlah
Total Ulasan	1000
Data *Training* (80%)	800
Data *Testing* (20%)	200

2. *Preprocessing* Data
   Pada tahap ini, teks ulasan diubah dari bentuk mentah menjadi representasi yang lebih konsisten untuk pemodelan. *Case folding* menyeragamkan karakter menjadi huruf kecil, *tokenizing* memecah teks menjadi *token*, *stopword removal* menyisihkan kata yang tidak memberikan informasi penting bagi klasifikasi, sedangkan *stemming* mengubah kata berimbuhan ke bentuk dasarnya. Hasil setiap tahapan *preprocessing* disajikan pada Tabel 2. Contoh Hasil *Preprocessing*.

Tabel 2. Contoh Hasil *Preprocessing*

Tahapan	Hasil
Data Awal	Astro sangat membantu, pengiriman cepat dan barang lengkap
Case Folding	astro sangat membantu pengiriman cepat dan barang lengkap
Tokenizing	astro, sangat, membantu, pengiriman, cepat, barang, lengkap
Stopword Removal	astro, membantu, pengiriman, cepat, barang, lengkap
Stemming	astro, bantu, kirim, cepat, barang, lengkap

3. Pelabelan Sentimen
   Setelah tahap preprocessing, setiap ulasan dikelompokkan ke dalam kelas sentimen berdasarkan rating pengguna pada Google Play Store. Rating 1–2 dikategorikan sebagai sentimen negatif, rating 3 sebagai sentimen netral, sedangkan rating 4–5 sebagai sentimen positif. Hasil pelabelan tersebut digunakan sebagai kelas acuan dalam proses pelatihan dan pengujian model Naïve Bayes.
4. Pembobotan TF-IDF
   Teks yang telah diproses tidak langsung diberikan kepada model, tetapi terlebih dahulu diubah menjadi fitur numerik. TF-IDF digunakan untuk memberi bobot berdasarkan kemunculan suatu kata pada dokumen dan tingkat kekhususannya terhadap keseluruhan koleksi. Dengan representasi ini, kata yang lebih informatif memperoleh kontribusi yang lebih besar dalam pembentukan fitur. Contoh bobot ditampilkan pada Tabel 3. Contoh Hasil Pembobotan TF-IDF. Pada contoh ini, TF menggunakan jumlah kemunculan kata pada dokumen, sedangkan IDF dihitung menggunakan logaritma basis 10 dari perbandingan jumlah seluruh dokumen terhadap jumlah dokumen yang memuat kata tersebut.

$$TF(t,d) = f(t,d) \quad (1)$$

$$IDF(t) = log^{10}\left(N/df(t)\right) \quad (2)$$

$$TF-IDF(t,d) \; = \; TF(t,d) \; \times \; IDF(t) \quad (3)$$

Tabel 3. Contoh Hasil Pembobotan TF-IDF

Kata	TF	IDF	TF-IDF
astro	2	0.301	0.602
cepat	3	0.477	1.431
kirim	2	0.699	1.398

5. Proses Klasifikasi Menggunakan Naïve Bayes
   Fitur TF-IDF digunakan sebagai masukan bagi Naïve Bayes untuk menentukan kelas sentimen setiap ulasan. Dari keseluruhan *dataset*, 800 data digunakan untuk membentuk model dan 200 data lainnya digunakan sebagai data uji. Prediksi pada data uji dipetakan ke kelas positif, netral, atau negatif, kemudian dibandingkan dengan kelas aktual melalui *confusion matrix* sebagai dasar perhitungan metrik evaluasi.

6. Hasil *Accuracy*
   Pada data pengujian, proporsi prediksi yang sesuai dengan kelas aktual menghasilkan *accuracy* sebesar 88,89%.

Tabel 4. Hasil *Accuracy*

Parameter	Nilai
Accuracy	88,89%

7. Hasil *Precision*

Tabel 5. Hasil *Precision*

Sentimen	***Precision***
Positif	90,14%
Netral	69,23%
Negatif	91,47%

   Perhitungan *precision* memperlihatkan perbedaan kemampuan model pada setiap kelas. Sentimen negatif menghasilkan *precision* tertinggi, yaitu 91,47%, disusul sentimen positif sebesar 90,14%. Kelas netral memperoleh 69,23%, sehingga ketepatan prediksi netral masih lebih rendah dibandingkan dua kelas lainnya.
8. Hasil *Recall*

Tabel 6. Hasil *Recall*

Sentimen	***Recall***
Positif	91,43%
Netral	64,29%
Negatif	91,47%

   Dari sisi *recall*, kelas positif mencapai 91,43% dan kelas negatif 91,47%, sedangkan kelas netral mencapai 64,29%. Nilai tersebut memperlihatkan bahwa model lebih konsisten mengenali data aktual positif dan negatif daripada data aktual netral.
9. Hasil *F1-Score*

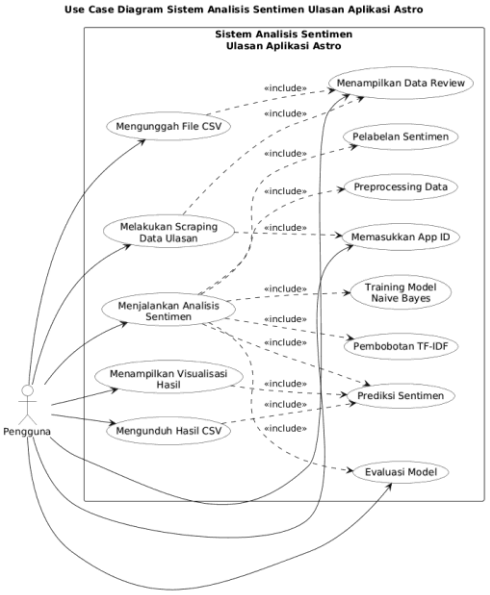
Tabel 7. Hasil *F1-Score*

Sentimen	***F1-Score***
Positif	90,78%
Netral	66,67%
Negatif	91,47%

   Pola yang sama terlihat pada *F1-score*. Kelas negatif memperoleh 91,47% dan positif 90,78%, sementara kelas netral berada pada 66,67%. Dengan demikian, keseimbangan *precision* dan *recall* terbaik terdapat pada kelas negatif, sedangkan kelas netral menjadi bagian yang paling membutuhkan peningkatan.
10. Analisis Hasil
    Evaluasi keseluruhan menghasilkan *accuracy* 88,89%. Jika dilihat per kelas, performa positif dan negatif berada di atas kelas netral pada *precision*, *recall*, maupun *F1-score*. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi lebih banyak terkonsentrasi pada ulasan yang berada di kelas netral. Di luar metrik evaluasi, hasil klasifikasi memperlihatkan bahwa ulasan positif banyak berkaitan dengan kemudahan penggunaan, kelengkapan produk, dan kecepatan layanan. Sebaliknya, ulasan negatif lebih sering berhubungan dengan keterlambatan pengiriman, gangguan pada aplikasi, dan kualitas layanan pelanggan. Dengan demikian, keluaran model dapat digunakan tidak hanya untuk mengetahui label sentimen, tetapi juga untuk membantu membaca aspek pengalaman pengguna yang muncul dalam kumpulan ulasan Astro.

UML (*Unified Modelling Language*)

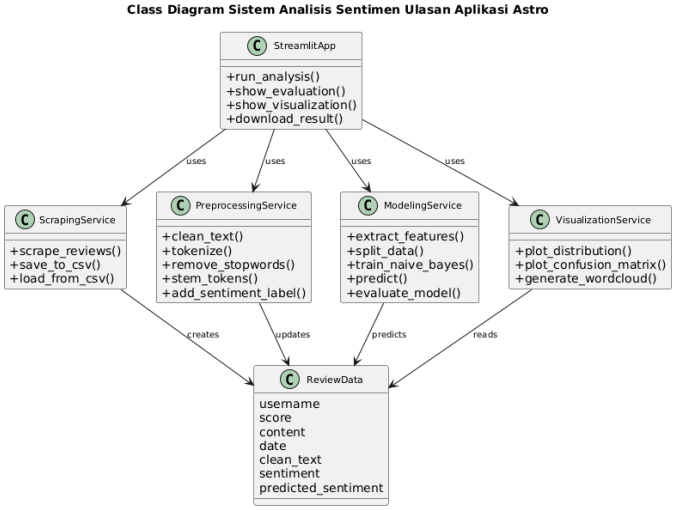
1. *Use Case Diagram*



Gambar 1. *Use Case Diagram*

Use Case Diagram menunjukkan bahwa pengguna dapat melakukan pengambilan data ulasan, menjalankan proses analisis sentimen menggunakan metode *Naïve Bayes*, melihat visualisasi hasil, serta mengunduh hasil analisis. Sistem mendukung tahapan *preprocessing*, pelabelan sentimen, pembobotan *TF-IDF*, prediksi sentimen, dan evaluasi model untuk menghasilkan informasi mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi Astro.

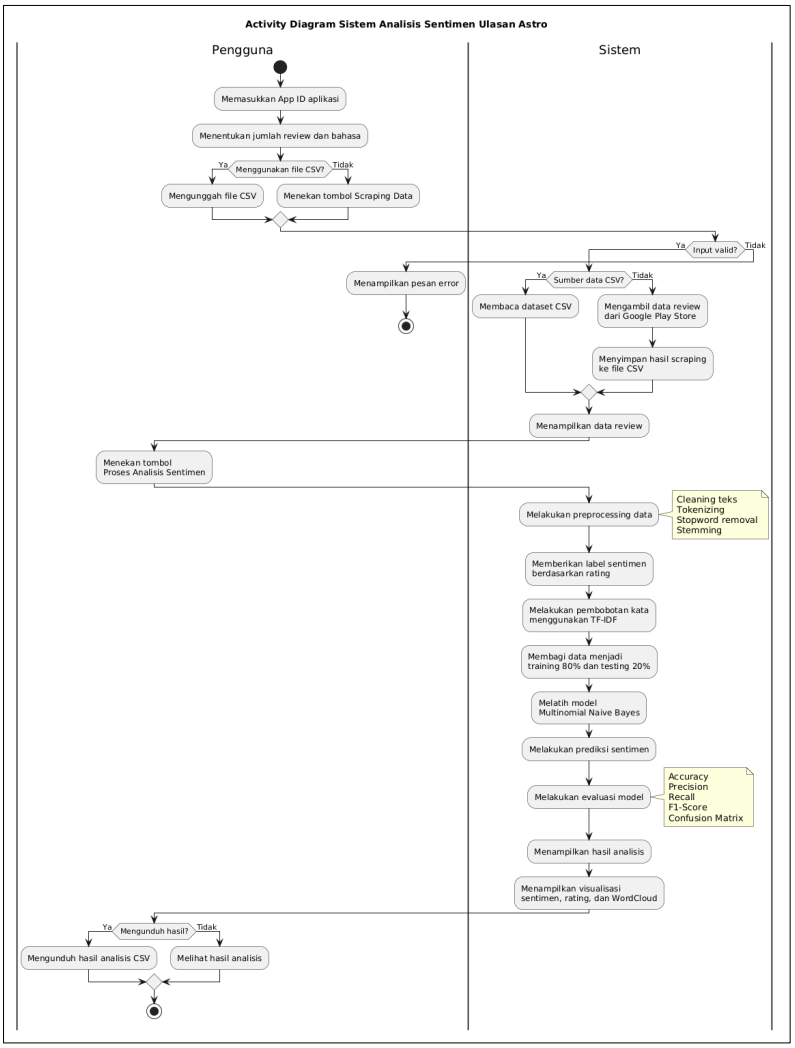
2. *Class Diagram*



Gambar 2. *Class Diagram*

Class Diagram menunjukkan struktur sistem yang terdiri dari kelas *StreamlitApp*, *ScrapingService*, *PreprocessingService*, *ModelingService*, *VisualizationService*, dan *ReviewData*. Setiap kelas memiliki fungsi yang saling terintegrasi, mulai dari pengambilan data ulasan, *preprocessing*, pemodelan menggunakan *Naïve Bayes*, hingga visualisasi hasil analisis sentimen. Kelas *ReviewData* berperan sebagai penyimpan data yang digunakan selama proses pengolahan dan klasifikasi sentimen.

3. *Activity Diagram*

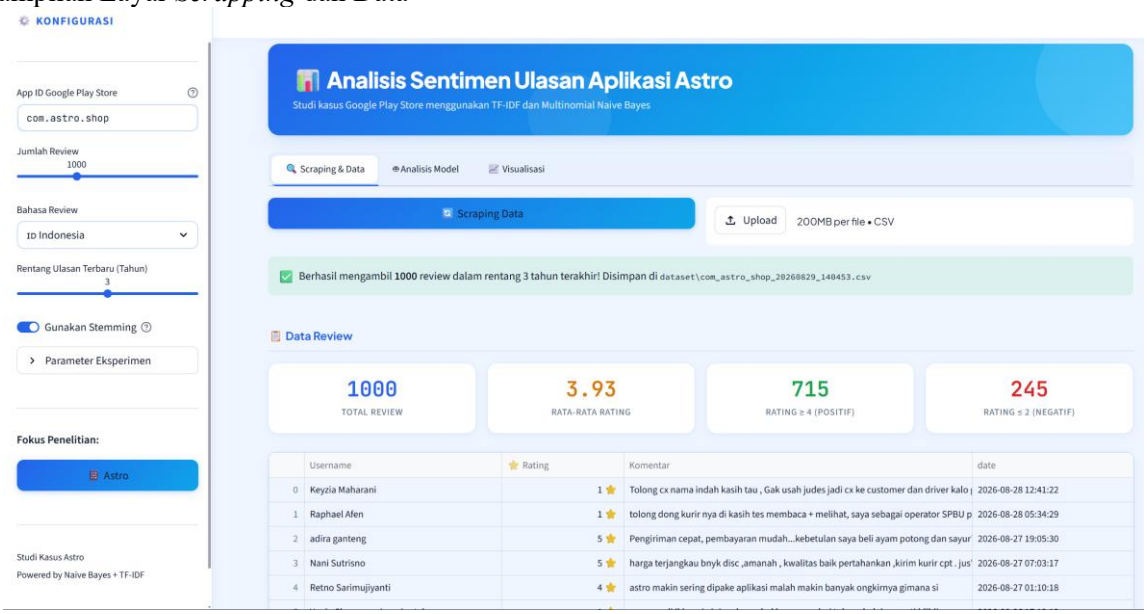


Gambar 3. *Activity Diagram*

Activity Diagram dimulai ketika pengguna memilih sumber data, yaitu mengambil ulasan melalui *scraping* atau mengunggah CSV. Setelah data tersedia, sistem menampilkan ulasan dan menjalankan *preprocessing* serta pelabelan. Data yang telah disiapkan kemudian dibentuk menjadi fitur TF-IDF, dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian, digunakan untuk membangun model Naïve Bayes, lalu diprediksi dan dievaluasi. Hasil akhirnya ditampilkan sebagai informasi analisis dan visualisasi, dengan opsi penyimpanan keluaran ke CSV.

Tampilan Layar

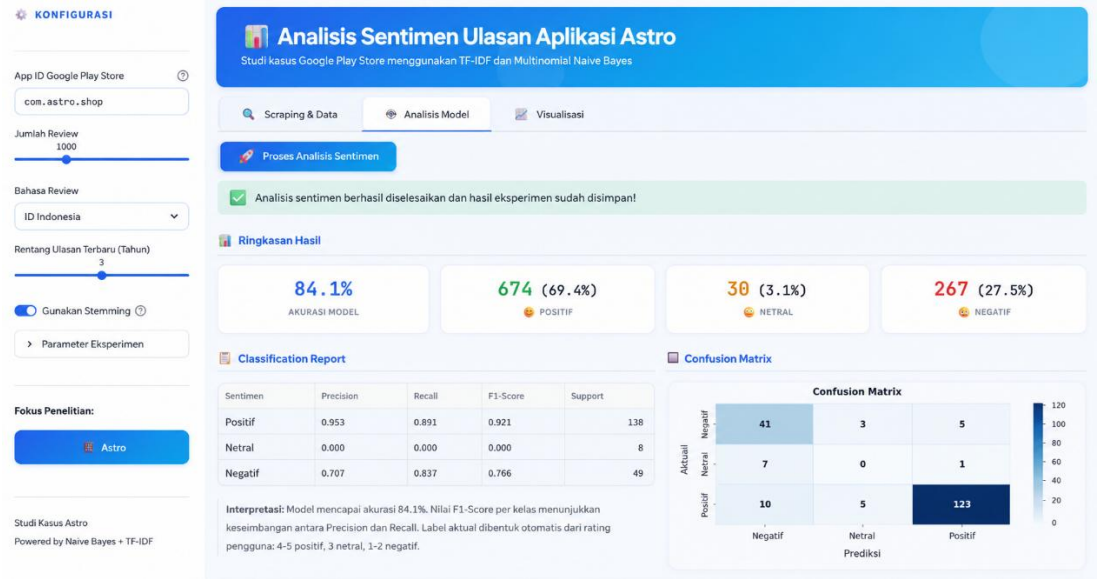
1. Tampilan Layar *Scrapping* dan Data



Gambar 4. Tampilan Layar *Scrapping* dan Data

Gambar 4 menampilkan antarmuka halaman *Scraping & Data* yang digunakan untuk mengumpulkan dan menampilkan data ulasan aplikasi Astro. Halaman ini menyediakan fitur *scraping* dan unggah *file* CSV serta menampilkan statistik ringkas dan tabel ulasan sebagai data masukan untuk proses analisis sentimen.

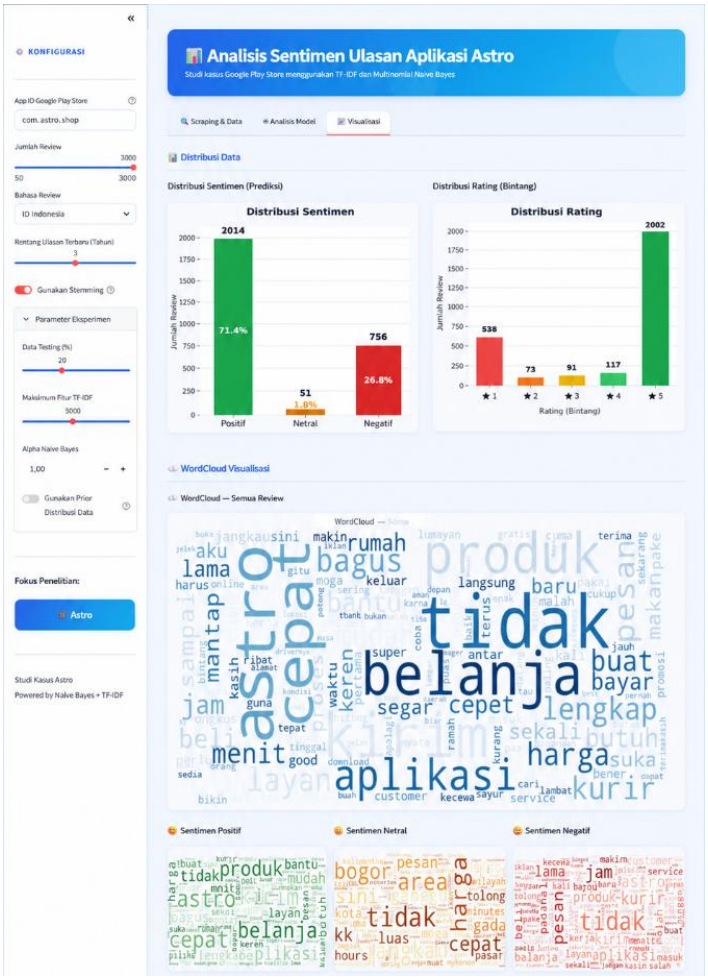
2. Tampilan Layar Analisis Model



Gambar 5. Tampilan Layar Analisis Model

Gambar 5 menampilkan antarmuka halaman analisis model sebagai ruang untuk menjalankan pemodelan dan memeriksa performanya. Sistem menampilkan hasil evaluasi berupa akurasi, distribusi sentimen, *classification report*, dan *confusion matrix* untuk mengukur performa model.

3. Tampilan Layar Visualisasi



Gambar 6. Tampilan Layar Visualisasi

Gambar 6 menampilkan antarmuka halaman visualisasi menampilkan hasil analisis sentimen dalam bentuk grafik distribusi sentimen, distribusi rating, *word cloud*, dan tabel frekuensi kata. Visualisasi tersebut membantu pengguna memahami pola sentimen dan karakteristik ulasan aplikasi Astro dengan lebih mudah.

SIMPULAN

Penelitian ini menghasilkan alur analisis yang mengubah ulasan Astro dari data teks mentah menjadi tiga kelas sentimen. Sebanyak 1.000 ulasan diproses melalui *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*, kemudian direpresentasikan dengan TF-IDF sebelum diklasifikasikan menggunakan Naïve Bayes. Rangkaian pengolahan tersebut juga diimplementasikan dalam aplikasi Streamlit sehingga pengambilan atau pemasukan data, pemodelan, visualisasi, dan prediksi dapat dijalankan melalui satu sistem.

Pengujian pada skema pembagian 80% data pelatihan dan 20% data pengujian menghasilkan *accuracy* 88,89%. Kinerja per kelas menunjukkan bahwa sentimen negatif memiliki *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 91,47%, sedangkan kelas positif memperoleh *precision* 90,14%, *recall* 91,43%, dan *F1-score* 90,78%. Kelas netral memberikan hasil lebih rendah dengan *precision* 69,23%, *recall* 64,29%, dan *F1-score* 66,67%. Temuan ini memperlihatkan bahwa model lebih stabil dalam mengenali ulasan positif dan negatif daripada ulasan netral. Selain memberikan klasifikasi sentimen, hasil analisis juga

memperlihatkan kecenderungan isu layanan yang muncul pada ulasan sehingga dapat digunakan sebagai informasi pendukung dalam evaluasi pengalaman pengguna Astro.

DAFTAR PUSTAKA

Elistiana, K. M., Bagus Adhi Kusuma, Subarkah, P., & Awal Rozaq, H. A. (2023). Improvement Of Naive Bayes Algorithm In Sentiment Analysis Of Shopee Application Reviews On Google Play Store. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, *4*(6 SE-Articles), 1431–1436. https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.6.1486

Firmansyah, D. R., & Lestariningsih, E. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Threads Di Google Playstore Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, *8*(1), 967–974. https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8708

Helmayanti, S. A., Hamami, F., & Fa'rifah, R. Y. (2023). *Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi Penerapan Face Recognition dengan Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi*. *4*(3), 1749–1757.

Lingga, L., & Hasan, F. N. (2025). Penerapan Naïve Bayes untuk Mengklasifikasikan Sentimen Tidak Seimbang pada Ulasan Aplikasi Berbasis Etika Konsumen. *Journal of Information System Research (JOSH)*, *6*(4), 2294–2306. https://doi.org/10.47065/josh.v6i4.7867

Lundam, I. S., & Darmawan, J. B. B. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Gojek Di Google Play Store Menggunakan Multinomial Naive Bayes. *ReTII*, (0 SE-Articles), 149–156. https://doi.org/https://doi.org/10.36040/jati.v8i5.10732

Nurfauzi, O. M., Hilabi, S. S., Nurapriani, F., & Huda, B. (2025). Analisis Sentimen Grab Indonesia pada Ulasan Google Play Store menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine. *SMARTICS Journal*, *11*(1 SE-Article), 8–13. https://doi.org/10.21067/smartics.v11i1.11789

Ohoilulin, A., Inan, D., Juita, R., & Sanglise, M. (2024). Dissatisfaction of a Mobile-Based Application from Different Platforms Using Naïve Bayes for Sentiment Analysis and LDA for Topic Modelling. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, *6*(2 SE-Articles). https://doi.org/10.47065/bits.v6i2.5729

Rahman, Z., Sakinah, P., Hendra, Y., Satria, B., Maulana, F., & Ayun, A. Q. (2025). Sentiment Analysis of Gojek App Reviews on Google Play Store with Natural Language Processing Using Naive Bayes' Algorithm. *Jurnal Multimedia Dan Teknologi Informasi (Jatilima)*, *6*(03 SE-Articles), 60–69. https://doi.org/10.54209/jatilima.v6i03.1189

Rahmawati, I., Rika Fitriani, T., & Yunizar Pratama Yusuf, A. (2024). Analisis Sentimen Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Pada Aplikasi m-BCA berdasarkan Ulasan Pengguna di Google Play Store. *Jurnal Riset Informatika Dan Teknologi Informasi*, *1*(2), 38–42. https://doi.org/10.58776/jriti.v1i2.116

Wijaya, N., & Panjaitan, E. S. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Instagram di Google Play Store: Pendekatan Multinomial Naive Bayes dan Berbasis Leksikon. *Building of Informatics Technology and Science (BITS)*, *6*(2), 921–929. https://doi.org/10.47065/bits.v6i2.5615