



Analisis Sentimen pada Aplikasi MyXL Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

M.Rizki Mahrifan¹, Fitri Yunita²

^{1,2} Sistem Informasi, Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Islam Indragiri

rzkimhrfn123@gmail.com, fitriyun@gmail.com

Abstrak

Perkembangan layanan digital mendorong operator seluler menyediakan aplikasi mobile sebagai sarana utama dalam memberikan pelayanan mandiri (*self-service*) kepada pengguna. Salah satu platform yang digunakan secara luas di Indonesia adalah aplikasi MyXL. Namun, fluktuasi kualitas pemeliharaan sistem sering kali memicu ragam keluhan yang tercermin dalam ulasan di Google Play Store. Penelitian ini bertujuan untuk memetakan polaritas sentimen pengguna terhadap kualitas aplikasi MyXL melalui pendekatan *Text Mining* menggunakan metodologi *Knowledge Discovery from Data* (KDD). Dataset penelitian mencakup 4.655 ulasan pengguna aktif berbahasa Indonesia yang berhasil dikumpulkan melalui teknik *web scraping*. Data teks mentah tersebut kemudian diproses melalui tahapan *preprocessing* terstruktur, pelabelan kelas sentimen berbasis leksikon, serta ekstraksi fitur (vektorisasi teks) menggunakan metode pembobotan *Term Frequency - Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Selanjutnya, Algoritma *Naïve Bayes Classifier* diimplementasikan untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna ke dalam kategori positif dan negatif. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa sentimen pengguna didominasi secara signifikan oleh sentimen negatif sebanyak 3.892 ulasan. Berdasarkan analisis kategori ulasan, keluhan terbesar berkaitan erat dengan kendala infrastruktur jaringan dan performa aplikasi yang lambat. Evaluasi pengujian model menggunakan *Confusion Matrix* menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi sebesar 85,28%. Penelitian ini berkontribusi memberikan rujukan empiris performa klasifikasi teks sekaligus menjadi bahan evaluasi teknis bagi pihak pengembang untuk meningkatkan kualitas layanan aplikasi MyXL di masa depan.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Google Play Store, KDD, Myxl, Naïve Bayes Classifier, TF-IDF.

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi dalam era transformasi digital telah membawa dampak signifikan terhadap pergeseran perilaku masyarakat dalam mengakses berbagai layanan publik maupun privat. Fenomena ini memaksa berbagai sektor industri untuk mengadopsi infrastruktur digital berbasis aplikasi *mobile* guna mempertahankan loyalitas pelanggan dan memperluas jangkauan operasional mereka. Di Indonesia, industri telekomunikasi menjadi salah satu sektor dengan tingkat kompetisi pasar yang sangat tinggi, di mana para operator seluler dituntut tidak hanya menyediakan jaringan yang stabil, melainkan juga sebuah platform pelayanan mandiri (*self-service*) yang responsif. Salah satu platform yang digunakan secara luas adalah aplikasi MyXL, yang dikembangkan oleh PT XL Axiata Tbk sebagai sarana utama bagi pengguna untuk melakukan pembelian paket internet, pengecekan sisa kuota, pengisian pulsa, hingga berinteraksi langsung dengan layanan pelanggan secara praktis dan efisien. PT XL Axiata Tbk merupakan salah satu penyelenggara jasa telekomunikasi Indonesia yang ikut serta dalam persaingan bisnis di bidang telekomunikasi. MyXL merupakan aplikasi *self service* yang diberikan oleh PT XL Axiata Tbk pada Google Play Store yang berguna dalam proses memudahkan pengguna dalam melakukan layanan XL. Saat ini MyXL di Google Play Store telah diunduh oleh pengguna sebanyak 10 juta lebih dengan rating 4,5 dan 1 juta lebih review (Audiansyah, Ratnawati, and Hanggara 2022). Meskipun aplikasi ini dirancang untuk menyederhanakan aksesibilitas, kualitas pemeliharaan sistem, kestabilan antarmuka, dan integrasi fitur di dalamnya sering kali menjadi sorotan krusial yang mempengaruhi kenyamanan digital pengguna saat bertransaksi maupun berkomunikasi.

Analisis sentimen adalah proses *text mining* yang mengklasifikasikan data tidak teratur untuk menghasilkan informasi sentimen secara efisien dengan menggunakan algoritma data mining (Putri, Nama, and Sulistiono 2022). Indikasi mengenai kualitas dan performansi aktual dari aplikasi MyXL secara objektif dapat direkam melalui ragam ekspresi opini, tanggapan, serta keluhan yang disampaikan oleh pengguna pada platform distribusi resmi Google Play Store. Google Play Store menyediakan ruang ulasan publik yang merepresentasikan pengalaman langsung (*user experience*) pengguna dari berbagai latar belakang perangkat dan kondisi jaringan. Di satu sisi, terdapat kelompok pengguna yang memberikan penilaian positif karena merasa terbantu oleh kemudahan fungsionalitas aplikasi dan efisiensi waktu yang ditawarkan. Namun di sisi lain, tidak sedikit pengguna yang meluapkan ketidakpuasan melalui sentimen negatif berupa keluhan teknis seperti performa aplikasi yang dirasa sangat lambat, kegagalan pemrosesan sistem atau *error*, kendala saat melakukan mekanisme masuk akun (*login*), hingga masalah sinkronisasi kuota yang disebabkan oleh ketidakstabilan jaringan operator. Tingginya mobilitas

pengguna mengakibatkan volume ulasan yang masuk pada halaman Google Play Store mengalami pertumbuhan yang sangat masif dan eksponensial dari waktu ke waktu. Salah satu fitur yang terdapat pada Play Store adalah fitur rating dan ulasan dimana user produk dari Play Store dapat memberikan opini mereka terhadap produk yang telah mereka gunakan (A, Citra, and Purnama 2022). Kondisi akumulasi data teks yang sangat besar ini menyebabkan proses peninjauan, klasifikasi, dan penarikan kesimpulan secara manual menjadi sebuah tindakan yang tidak efektif, memerlukan waktu lama, serta rentan terhadap bias subjektivitas manusia. (Mandasari 2025)

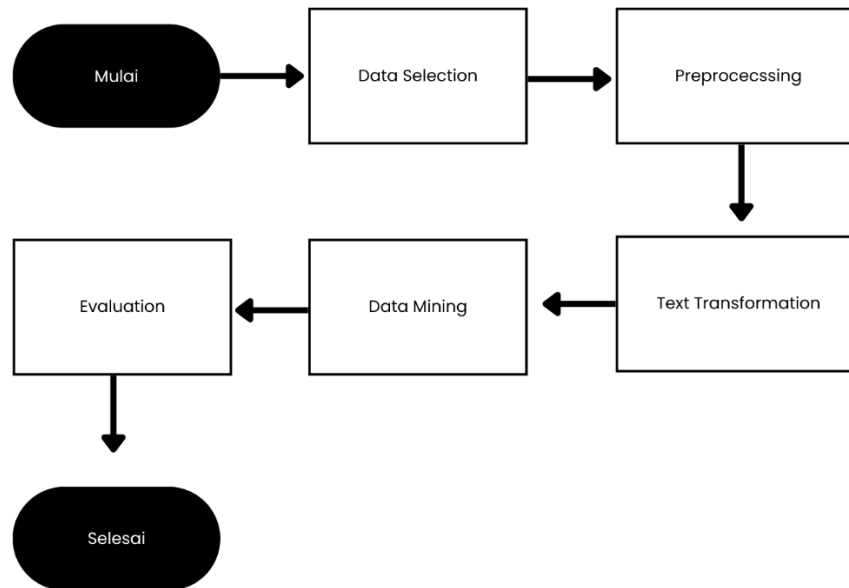
Guna mengatasi keterbatasan analisis manual tersebut, diperlukan sebuah pendekatan komputasional otomatis yang mampu mengolah, mengenali pola, dan mengelompokkan opini tekstual secara masif melalui pemanfaatan teknik *Natural Language Processing* (NLP) yang dikenal sebagai analisis sentimen. Analisis sentimen memungkinkan ekstraksi data tekstual tidak terstruktur dari ulasan pengguna untuk dikonversikan menjadi informasi terstruktur yang memuat kecenderungan polaritas pandangan masyarakat. Berdasarkan studi literatur terdahulu, klasifikasi analisis sentimen pada ulasan aplikasi telekomunikasi sering kali menghadapi tantangan berupa tingginya tingkat ambiguitas kata, penggunaan bahasa informal atau slang, serta ketidakseimbangan distribusi data kelas (*data imbalance*). Sebagian besar penelitian sebelumnya juga hanya berfokus pada pelabelan polaritas umum tanpa melakukan pemetaan lebih lanjut terhadap domain masalah yang spesifik. Oleh karena itu, terdapat celah (*gap*) penelitian untuk melakukan analisis yang tidak hanya mampu memisahkan sentimen positif dan negatif, tetapi juga mengintegrasikan proses penambangan teks untuk mengelompokkan ulasan secara otomatis ke dalam klaster permasalahan mendasar seperti aspek performa, *error*, kendala *login*, dan kualitas jaringan demi menghasilkan rekomendasi evaluasi yang lebih komprehensif bagi pengembang sistem.

Penelitian ini hadir untuk mengisi celah tersebut dengan menerapkan metodologi *Knowledge Discovery from Data* (KDD) yang dirancang secara sistematis melalui lima tahapan terstruktur, yaitu *data selection*, *preprocessing*, *text transformation*, *data mining*, dan *evaluation*. Metode KDD merupakan cara untuk mengekstraksi data dalam mendapatkan informasi atau pola dari suatu data yang telah dipilih sebelumnya. Melalui kerangka kerja KDD ini, ulasan mentah akan dibersihkan dari derau (*noise*) bahasa melalui tahapan *preprocessing* seperti *cleaning*, *case folding*, penghapusan karakter non-huruf, serta penghapusan data kosong. Proses transformasi data teks kemudian dioptimalkan menggunakan metode pembobotan *Term Frequency - Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Metode TF-IDF dipilih karena kemampuannya yang adaptif dalam memberikan nilai bobot matematis yang tinggi pada kata-kata unik yang mencerminkan esensi keluhan pengguna, sekaligus menekan bobot kata-kata umum yang sering muncul namun tidak memiliki signifikansi semantik terhadap konteks sentimen.

Untuk melakukan proses klasifikasi sentimen, penelitian ini mengimplementasikan algoritma *Naive Bayes Classifier*. Algoritma *Naive Bayes* merupakan metode pembelajaran mesin berbasis probabilitas terarah yang bersandarkan pada Teorema Bayes dengan keunggulan utama terletak pada kesederhanaan struktur komputasi, kecepatan pemrosesan data skala besar, efisiensi memori, serta performansi akurasi yang sangat baik pada pemodelan klasifikasi data teks berdimensi tinggi. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini mencakup 4.655 data ulasan pengguna aktif yang berhasil diekstrak dari Google Play Store. Pengujian performa model dilakukan secara ketat menggunakan pembagian data dengan rasio 80% data latih (3.724 data) dan 20% data uji (931 data) yang dievaluasi berbasis parameter *Confusion Matrix* seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure*. Melalui rangkaian eksperimen komputasional ini, tujuan utama penelitian ini adalah untuk menganalisis dan memetakan polaritas sentimen pengguna terhadap aplikasi MyXL secara presisi, sekaligus mengidentifikasi jenis-jenis dominasi permasalahan sistem yang paling krusial (Zuhdi and Prasetyo 2025). Melalui analisis sentimen berbasis *Naive Bayes*, penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan opini pengguna menjadi kategori positif atau negatif (Angga Iskoko, Imam Tahyudin 2025). Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi teoretis berupa rujukan empiris performa *Naive Bayes* pada teks ulasan berbahasa Indonesia, serta kontribusi praktis sebagai bahan evaluasi teknis dan landasan pengambilan keputusan strategis bagi tim pengembang PT XL Axiata Tbk dalam meningkatkan kualitas layanan aplikasi MyXL di masa depan.

2. Metode Penelitian

Pada penelitian ini melakukan web scraping pada playstore dengan menggunakan python lalu memasukkan link aplikasi MyXL. (Khotimah, Dikananda, and Rifa 2025) Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah Knowledge Discovery from Data. KDD sendiri memiliki 5 tahapan, dengan tahapan didalamnya yakni Data Selection, Preprocessing, Text Transformation, Data Mining dan Evaluation. Agar dapat lebih mudah keterangan dari alur penelitian terdapat pada gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1. Data Selection

Data penelitian diperoleh dari Google Play Store melalui proses scraping menggunakan library google-play-scraper pada Python. Teknik web scraping ini memungkinkan pengumpulan data dalam format semi-terstruktur dengan mempertimbangkan struktur halaman web yang spesifik untuk memastikan keakuratan dan relevansi data yang dikumpulkan (Nurfauzi et al. 2025). Dataset yang digunakan berupa ulasan pengguna aplikasi MyXL sebanyak 4.655 data. Data yang diambil terdiri dari username, rating, tanggal ulasan, dan isi komentar pengguna. Pada penelitian ini dilakukan pembagian data menggunakan rasio 80:20, yaitu 80% sebagai data training dan 20% sebagai data testing. Berdasarkan pembagian tersebut diperoleh sebanyak 3.724 data training dan 931 data testing. Data kemudian diklasifikasikan ke dalam dua kategori sentimen, yaitu positif dan negatif berdasarkan isi komentar pengguna.

2.2. Preprocessing

Tahap preprocessing merupakan tahap awal dalam text mining yang bertujuan untuk membersihkan data sebelum dilakukan proses klasifikasi. Proses ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data dan akurasi model. Pada penelitian ini preprocessing dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu cleaning, case folding, penghapusan karakter non-huruf, normalisasi kata tidak baku, penanganan kata stopwords (stopword removal), serta penghapusan data duplikat dan data kosong. Selain itu, dilakukan proses pelabelan sentimen secara otomatis berdasarkan isi komentar pengguna dengan menggunakan pendekatan kata kunci positif dan negatif. Tahap ini bertujuan untuk mempermudah proses klasifikasi sentimen menggunakan algoritma Naive Bayes.

2.3. Text Transformation (TF-IDF)

Tahap text transformation dilakukan untuk mengubah data teks menjadi bentuk numerik agar dapat diproses oleh algoritma klasifikasi. Tahap awal preprocessing adalah cleaning, yaitu proses pembersihan teks dengan cara mengubah seluruh huruf menjadi format lowercase, menghapus karakter angka, serta menghilangkan simbol atau tanda yang tidak relevan (Wijiyanto, Setiawan, and Arifin 2025). Pembobotan kata bertujuan memberikan bobot pada setiap kata yang terdapat dalam, kalimat/dokumen yang sudah melalui tahap pre-processing (Mulia 2022). Pada penelitian ini digunakan metode TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) untuk melakukan pembobotan kata pada setiap komentar pengguna. TF-IDF digunakan untuk mengukur tingkat kepentingan suatu kata dalam dokumen sehingga dapat meningkatkan performa proses klasifikasi sentimen. Menghitung bobot TF dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan berikut.

Perhitungan Term Frequency (TF):

$$tf = 0.5 + 0.5 \times \max_{f \in f_0} (tf) \quad (1)$$

Keterangan:

DOI: <https://doi.org/10.69693/ijmst.v4i2.12698>
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

tf = banyak data yang muncul dalam sebuah dokumen

$\max(tf)$ = panjang kata dari sebuah dokumen

TF berfungsi untuk mengukur seberapa sering suatu kata kunci muncul di dalam sebuah ulasan spesifik. Rumus pada Persamaan (1) dirancang secara adaptif untuk menormalisasi bobot agar kata kunci yang mendominasi satu ulasan pendek tidak merusak objektivitas perhitungan korpus data secara keseluruhan.

Menghitung bobot IDF dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan berikut.

$$idf = \ln\left(\frac{N}{df}\right) + 1 \quad (2)$$

Keterangan:

$\ln$ = logaritma natural

N = jumlah semua dokumen

df = jumlah kata pada dokumen

Berfungsi sebagai filter otomatis untuk mengukur tingkat keunikan atau kepentingan suatu kata di dalam total keseluruhan dataset ($N = 4.655$ ulasan). Melalui fungsi logaritma natural pada Persamaan (2), kata-kata keluhan yang bersifat massal dan muncul di ribuan ulasan (seperti kata "jaringan") akan ditekan nilai bobotnya secara otomatis, sedangkan kata-kata keluhan yang bersifat unik dan spesifik akan diberikan nilai matematika yang lebih tinggi.

Perhitungan Nilai Akhir Bobot TF-IDF (W):

$$W_{t,d} = tf \times idf \quad (3)$$

Keterangan:

tf = Frekuensi kemunculan kata dalam sebuah dokumen ulasan.

$\max(tf)$ = Panjang kata maksimal atau frekuensi tertinggi dari suatu kata di dokumen tersebut.

N = Total seluruh dokumen ulasan di dalam dataset ($N = 4.655$).

df = Jumlah dokumen ulasan yang mengandung kata tersebut.

Merupakan akumulasi akhir melalui operasi perkalian nilai TF dan IDF pada Persamaan (3). Nilai koordinat numerik inilah yang memetakan ulasan tekstual pengguna menjadi bentuk vektor angka murni yang siap diekstraksi oleh algoritma klasifikasi.

2.4. Data Mining

Pada tahap *data mining*, dilakukan dua proses penambangan data utama untuk mengekstrak pengetahuan dari ulasan pengguna aplikasi MyXL. Proses pertama adalah klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier*. Algoritma ini dipilih karena memiliki proses klasifikasi yang sederhana, efisien, dan mampu memberikan performa yang baik pada pengolahan data teks (Hakim et al. 2025). Algoritma Naive Bayes banyak digunakan dalam klasifikasi sentimen karena sederhana dan memiliki performa yang baik (Silviana Agustin, Afril Evan Pajri 2026). Tahap klasifikasi ini dilakukan melalui proses *training* dan *testing* dengan membagi dataset menggunakan rasio 80:20, menghasilkan 3.724 data *training* untuk melatih model dan 931 data *testing* untuk menguji kemampuan prediksi model dalam mengenali pola sentimen positif dan negatif.

Proses kedua adalah analisis segmentasi teks untuk melakukan pengelompokan komentar berdasarkan kategori permasalahan teknis dan respons fungsional yang sering muncul. Pengelompokan ini dilakukan secara terpisah menggunakan metode pencocokan kata kunci (*keyword matching berbasis leksikon*) yang memetakan ulasan bersih ke dalam delapan kategori spesifik, yaitu: Jaringan, Performa, Login, Error, Pengalaman Baik, Performa Baik, Kemudahan Penggunaan, serta kategori Lainnya untuk ulasan yang bersifat umum. Melalui dualisme proses *data mining* ini, penelitian tidak hanya mampu mengukur akurasi polaritas sentimen, melainkan juga dapat mengidentifikasi jenis-jenis dominasi permasalahan sistem yang paling krusial secara terukur sebagai bahan evaluasi pengembang. Pada penelitian ini, fase data mining dijalankan melalui dua fokus analisis terintegrasi, yaitu segmentasi tekstual melalui analisis kategori permasalahan dan klasifikasi polaritas menggunakan Multinomial Naïve Bayes.

2.5. Evaluasi

Tahap evaluasi adalah tahap yang dilakukan untuk melihat seberapa baik performansi algoritma klasifikasi yang digunakan dalam penelitian (Nuriani et al. 2023). Pengukuran performa model dilakukan menggunakan confusion

matrix dengan beberapa parameter evaluasi, yaitu accuracy, precision, recall, dan f-measure. Accuracy digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model dalam melakukan klasifikasi sentimen. Hasil klasifikasi dievaluasi menggunakan parameter *accuracy*, *precision*, dan *recall* untuk mengetahui performa model klasifikasi (Hanafi and R 2024). Precision digunakan untuk mengetahui tingkat ketepatan model terhadap data yang diprediksi positif. Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengidentifikasi data positif yang sebenarnya. F-Measure digunakan untuk mengetahui keseimbangan antara precision dan recall. Hasil evaluasi digunakan untuk mengetahui tingkat performa model klasifikasi sentimen pada aplikasi MyXL menggunakan algoritma Naive Bayes. Perhitungan matematis untuk masing-masing metrik evaluasi tersebut dijabarkan melalui persamaan sebagai berikut:

Akurasi (*Accuracy*): Mengukur rasio total prediksi benar (positif dan negatif) terhadap keseluruhan data uji yang digunakan.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (4)$$

Presisi (*Precision*): Mengukur tingkat ketepatan antara data aktual dengan hasil prediksi yang diberikan oleh model klasifikasi.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

Recall (Sensitivitas): Mengukur keberhasilan model dalam menemukan kembali sebuah informasi secara tepat, khususnya dalam konteks jaring tangkap ulasan keluhan pada kelas minoritas.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

F1-Score : Mengukur titik keseimbangan harmonis antara ketepatan prediksi (*precision*) dengan kemampuan model dalam menjangkau kembali seluruh informasi secara tepat (*recall*).

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (7)$$

3. Hasil dan Pembahasan

Pada penelitian ini dilakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi MyXL yang diperoleh dari Google Play Store menggunakan algoritma Naive Bayes. Data tidak langsung diperoleh dalam kondisi siap analisis, melainkan melalui tahapan seleksi dan pembersihan data (data cleaning) untuk menghapus duplikasi dan data yang tidak relevan (Setyani et al. 2026). Proses penelitian meliputi pengumpulan data, pelabelan sentimen, preprocessing, pembentukan model klasifikasi, hingga evaluasi performa model. Hasil dan pembahasan dari setiap tahapan penelitian dijelaskan pada subbab berikut.

3.1. Pengumpulan Data

Data penelitian diperoleh melalui proses scraping ulasan pengguna aplikasi MyXL pada Google Play Store menggunakan library google-play-scraper dengan bahasa pemrograman Python. Sebanyak 5000 ulasan berhasil dikumpulkan sebagai data mentah penelitian. Data yang diperoleh terdiri dari nama pengguna, rating, tanggal ulasan, dan isi komentar pengguna.

Tabel 1. Data Hasil Scraping

No	Username	At	Content
3434	Pengguna Google	2026-05-09	Jaringan seluler tidak bisa dipakai pada hal masih punya kuota 7 gb nonton tiktok ig semua loading aneh banget
3166	Pengguna Google	2026-05-10	Apalah xl gajelas bgt, point xl tiba tiba abis padahal gak di tuker sama sekali
1006	Pengguna Google	2026-05-24	Gangguan melulu aplikasi nya
3435	Pengguna Google	2026-05-09	Kenapa sinyal xl di wilayah purwasari, cikampek jelek

DOI: <https://doi.org/10.69693/ijmst.v4i2.12698>

Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

4334	Pengguna Google	2026-05-05	Harga paketnya makin mahal dan tidak ada alternatif paket bulanan yg harganya dibawah 30rb lagi
------	-----------------	------------	---

Berdasarkan Tabel 1 dapat dilihat bahwa data hasil scraping masih berupa data mentah yang belum siap digunakan untuk proses klasifikasi. Oleh karena itu diperlukan tahapan preprocessing untuk membersihkan data dan mempersiapkan data sebelum dilakukan analisis sentimen.

3.2. Pelabelan Sentimen

Setelah data berhasil dikumpulkan, dilakukan proses pelabelan sentimen terhadap setiap komentar pengguna. Pelabelan dilakukan secara otomatis berdasarkan isi komentar dengan mengelompokkan komentar ke dalam dua kategori sentimen yaitu positif dan negatif. Komentar yang mengandung kata-kata yang menunjukkan kepuasan, kemudahan penggunaan, dan pengalaman positif dikategorikan sebagai sentimen positif. Sebaliknya, komentar yang mengandung keluhan, kritik, atau pengalaman buruk dikategorikan sebagai sentimen negatif.

Tabel 2.Data Hasil Pelabelan

No	Komentar	Label
2151	Sinyal xl sangat buruk	Negatif
4088	Layanan sangat memuaskan	Positif
3661	Sudah beli kuota tetapi gamasuk kuota nya	Negatif
4715	Koneksinya suka putus putus	Negatif
4550	Tambahin dark mode dong	Negatif

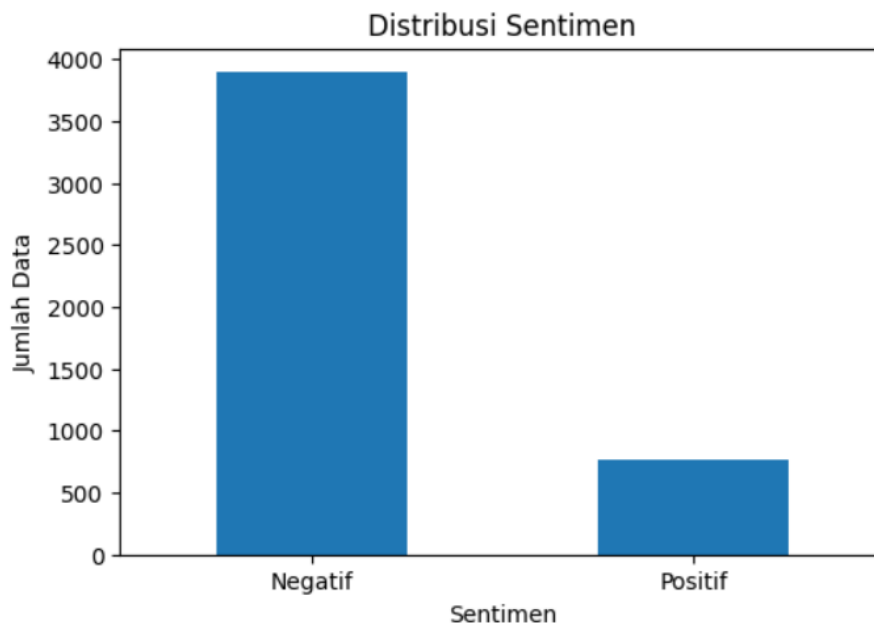
Berdasarkan Tabel 2 terlihat bahwa setiap komentar pengguna telah diberikan label sentimen sehingga data siap digunakan untuk proses klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes.

Selanjutnya dilakukan perhitungan distribusi sentimen untuk mengetahui jumlah data pada masing-masing kelas.

Tabel 3.Distribusi Sentimen

Sentimen	Jumlah
Positif	763
Negatif	3892

Berdasarkan Tabel 3 dapat diketahui bahwa sentimen pengguna aplikasi MyXL didominasi oleh sentimen negati. Hasil ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memberikan tanggapan negatif terhadap aplikasi MyXL.



Gambar 2. Grafik Distribusi Sentimen

Grafik distribusi sentimen menunjukkan perbandingan jumlah sentimen positif dan negatif yang diperoleh dari hasil pelabelan. Grafik tersebut memberikan gambaran umum mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi MyXL.

3.3. TF-IDF

Proses pembobotan kata pada penelitian ini menggunakan metode *Term Frequency - Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk mengubah data tekstual ulasan MyXL menjadi bentuk vektor numerik. Metode TF-IDF dipilih karena terbukti efektif dalam memberikan bobot matematis yang akurat pada klasifikasi teks dengan menyeimbangkan frekuensi kemunculan kata di dalam dokumen dan korpus data (Melita et al. 2018). Sebagai representasi mekanisme perhitungan sistem, diambil sampel dari Dokumen 1 yang telah melalui tahap *preprocessing* (bersih dari *stopword* dan kata tidak baku), yaitu: ['jaringan', 'seluler', 'pakai', 'kuota', 'loading'].

a) Term Frequency (TF)

Tahap ini menghitung bobot frekuensi kemunculan suatu kata di dalam dokumen spesifik menggunakan Persamaan (1)

$$tf = 0.5 + 0.5 \frac{tf}{\max(tf)} \quad (8)$$

Karena setiap kata unik dalam sampel Dokumen 1 hanya muncul sebanyak 1 kali, maka panjang kata maksimal $\max(\text{tf})$ adalah 1. Perhitungan bobot TF untuk kata "**jaringan**" adalah

$$tf_{\text{jaringan}} = 0.5 + 0.5 \left(\frac{1}{1}\right) = 1.0 \quad (9)$$

Mengingat frekuensi kemunculannya sama, seluruh kata dalam dokumen ini memiliki nilai bobot TF yang seragam, yaitu:

['jaringan': 1.0, 'seluler': 1.0, 'pakai': 1.0, 'kuota': 1.0, 'loading': 1.0]

b) Inverse Document Frequency (IDF)

Tahap ini berfungsi mengukur tingkat kepentingan kata di dalam keseluruhan dataset (N = 4.655 dokumen ulasan) menggunakan Persamaan (2). Berdasarkan ekstraksi korpus data pada pemrograman Python, diperoleh frekuensi kemunculan tiap kata kunci seperti pada tabel berikut:

Tabel 4. Frekuensi Kata yang Muncul

Distribusi Kategori	Jumlah
Jaringan	1338
Kuota	450
Loading	310
Seluler	85
Pakai	62

Melalui penerapan rumus IDF dengan total data N = 4.655, berikut adalah simulasi perhitungan matematisnya

$$idf_{\text{jaringan}} = \ln\left(\frac{4655}{1338}\right) + 1 = 1.2467$$

$$idf_{\text{kuota}} = \ln\left(\frac{4655}{450}\right) + 1 = 2.3364$$

$$idf_{\text{loading}} = \ln\left(\frac{4655}{310}\right) + 1 = 2.7091$$

$$idf_{\text{seluler}} = \ln\left(\frac{4655}{85}\right) + 1 = 4.0029$$

$$idf_{\text{pakai}} = \ln\left(\frac{4655}{62}\right) + 1 = 4.3185$$

c) Perhitungan Nilai Akhir Bobot TF-IDF

Nilai akhir bobot vektor diperoleh dengan mengalikan nilai TF dengan nilai IDF ($W = \text{tf} \times \text{idf}$). Hasil akhir pembobotan kata untuk sampel Dokumen 1 disajikan pada Tabel berikut:

Tabel 5. Hasil Akhir TF-IDF

Dokumen Bersih	Kata	Bobot TF-IDF	Label
['jaringan', 'seluler', 'pakai', 'kuota', 'loading']	Jaringan	1.2467	Negatif
	Kuota	2.3364	
	Loading	2.7091	
	Seluler	4.0029	
	pakai	4.3185	

DOI: <https://doi.org/10.69693/ijmst.v4i2.12698>

Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Berdasarkan Tabel 5, kata yang semakin jarang muncul di ulasan lain (seperti "**pakai**" dan "**seluler**") mendapatkan nilai bobot matematika yang lebih tinggi. Sebaliknya, kata yang sangat umum muncul di ribuan ulasan (seperti "**jaringan**") ditekan bobotnya secara otomatis oleh sistem agar model klasifikasi *Naïve Bayes* dapat fokus pada kata-kata yang unik dalam menentukan orientasi sentimen.

3.4. Analisis Kategori Permasalahan

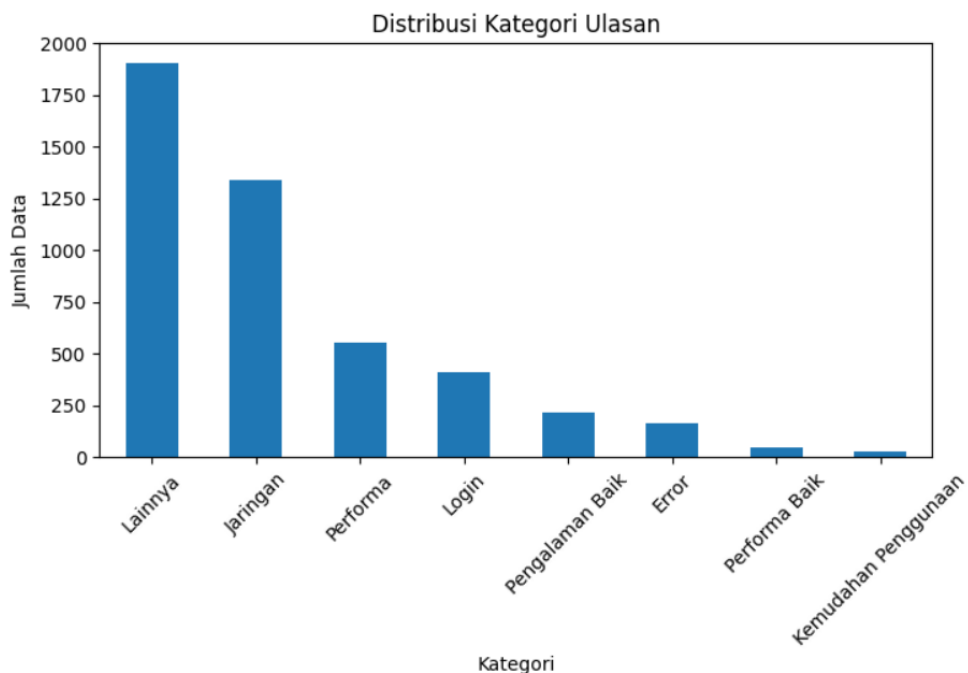
Selain melakukan klasifikasi sentimen, penelitian ini juga melakukan pengelompokan komentar berdasarkan kategori permasalahan yang sering muncul pada ulasan pengguna aplikasi MyXL. Kategori yang digunakan dalam penelitian ini mencakup delapan kategori utama, di antaranya Performa, Error, Login, Jaringan, serta beberapa kategori sentimen spesifik lainnya seperti Pengalaman Baik, Performa Baik, Kemudahan Penggunaan, dan Lainnya.

Kategori performa digunakan untuk komentar yang berkaitan dengan aplikasi yang lambat atau sering loading. Kategori error digunakan untuk komentar yang berkaitan dengan bug atau gangguan sistem. Kategori login digunakan untuk komentar yang berkaitan dengan kesulitan masuk ke akun pengguna. Sedangkan kategori jaringan digunakan untuk komentar yang berkaitan dengan koneksi internet atau sinyal.

Tabel 6. Distribusi Kategori Permasalahan

Distribusi Kategori	Jumlah
Lainnya	1905
Jaringan	1338
Performa	551
Login	411
Pengalaman Baik	213
Error	161
Performa Baik	49
Kemudahan	27
Penggunaan	

Berdasarkan hasil pengelompokan kategori diketahui bahwa kategori Jaringan merupakan kategori yang paling banyak muncul pada ulasan pengguna. Hal ini menunjukkan bahwa aspek tersebut menjadi salah satu permasalahan utama yang perlu mendapatkan perhatian dari pengembang aplikasi MyXL.



Gambar 3. Grafik Kategori Ulasan

Grafik distribusi kategori memberikan gambaran mengenai jenis permasalahan yang paling banyak dialami pengguna selama menggunakan aplikasi MyXL. Kategori "**Lainnya**" dalam penelitian ini berfungsi sebagai penampung (*bucket category*) untuk ulasan pengguna yang tidak dapat diklasifikasikan ke dalam tujuh domain permasalahan teknis utama (seperti Jaringan, Performa, Login, Error, Pengalaman Baik, Performa Baik, dan Kemudahan Penggunaan). Ulasan yang masuk ke dalam kategori ini umumnya bersifat umum, ambigu, atau tidak mengandung kata kunci (*keyword*) spesifik yang merujuk pada fitur tertentu di aplikasi MyXL.

3.5. Hasil Klasifikasi Multinomial Naïve Bayes

Pada proses ini yang pertama dilakukan yaitu term frequency, inverse document frequency, dan tahap terakhir yaitu term frequency inverse document frequency (Gilbert Darmawan, Syariful Alam 2023). Algoritma ini dikenal karena kesederhanaan dan efisiensinya, terutama dalam tugas klasifikasi teks seperti analisis sentimen (Riansyah and Nasrulloh 2025). Model yang telah dilatih kemudian diuji menggunakan data testing untuk mengetahui tingkat performa klasifikasi. Hasil pengujian menghasilkan nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score yang digunakan sebagai indikator performa model.

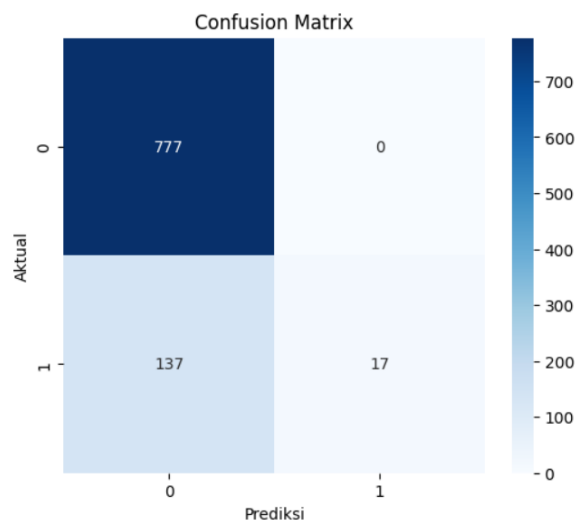
Tabel 7. Hasil Evaluasi Model

	precision	recall	f-1 score	support
Negatif	0.85	1.00	0.92	777
Positif	1.00	0.11	0.20	154
Accuracy			0.85	931
Macro avg	0.93	0.56	0.56	931
Weighted avg	0.87	0.85	0.80	931
Akurasi :	0.8528			

Berdasarkan hasil evaluasi diperoleh nilai accuracy sebesar 0.8528. Nilai tersebut menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes mampu mengklasifikasikan sentimen pengguna aplikasi MyXL dengan tingkat ketepatan sebesar 85.28%. Hasil akurasi ini tercatat lebih tinggi jika dibandingkan dengan penelitian relevan oleh (Ningsih, Hermanto, and Ma 2024) yang melakukan analisis sentimen serupa pada ulasan aplikasi MyXL dan memperoleh tingkat ketepatan akurasi sebesar 72%. Semakin tinggi nilai accuracy yang diperoleh maka semakin baik kemampuan model dalam mengenali pola sentimen pada komentar pengguna.

3.6. Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan tabel klasifikasi kelas-kelas yang telah melalui proses algoritma yang digunakan. Bagian baris mempresentasikan jumlah data kelas actual sedangkan kolom mempresentasikan jumlah data prediksi (Puspita, Anggraeny, and Rizki 2024). Untuk mengetahui performa model secara lebih rinci digunakan confusion matrix yang menggambarkan jumlah prediksi yang benar maupun salah yang dilakukan oleh model.



Gambar 4. Confusion Matrix

Berdasarkan confusion matrix dapat diketahui jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar maupun yang mengalami kesalahan klasifikasi. Hasil tersebut menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes memiliki kemampuan yang cukup baik dalam membedakan sentimen positif dan negatif pada ulasan pengguna aplikasi MyXL.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi MyXL pada Google Play Store, dapat disimpulkan bahwa proses *web scraping* berhasil mengumpulkan sebanyak 5.000 ulasan mentah. Setelah melewati tahapan seleksi data (*KDD Preprocessing*) untuk mereduksi duplikasi dan data *noise*, diperoleh sebanyak 4.655 data ulasan bersih yang valid untuk digunakan pada fase pemodelan. Hasil distribusi pelabelan menunjukkan adanya ketidakseimbangan kelas (*data imbalance*) yang signifikan, di mana persepsi pengguna didominasi oleh sentimen negatif sebanyak 3.892 ulasan, sedangkan sentimen positif hanya sebesar 763 ulasan. Melalui segmentasi klasifikasi teks berbasis leksikon terhadap delapan aspek spesifik, keluhan teknis terbesar didominasi secara berturut-turut oleh aspek Jaringan (1.338 ulasan), diikuti oleh kendala Performa sistem yang lambat (551 ulasan), dan masalah mekanisme Login (411 ulasan). Meskipun menghadapi tantangan distribusi data yang tidak seimbang, implementasi algoritma *Multinomial Naïve Bayes Classifier* yang dikombinasikan dengan pembobotan fitur *TF-IDF* terbukti sangat efektif dan tangguh untuk klasifikasi teks berdimensi tinggi, dengan menghasilkan tingkat ketepatan prediksi yang tinggi berupa nilai akurasi akhir sebesar 85,28%. Temuan ini diharapkan dapat menjadi bahan evaluasi teknis prioritas dan landasan pengambilan keputusan strategis bagi tim pengembang PT XL Axiata Tbk dalam meningkatkan kualitas layanan aplikasi MyXL di masa depan.

Reference

- A, Nurhaliza Agustina C, Desy Herlina Citra, And Wido Purnama. 2022. "The Implementation Of Naïve Bayes Algorithm For Sentiment Analysis Of Shopee Reviews On Google Play Store Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Ulasan Shopee Pada Google Play Store." *Indonesian Journal Of Machine Learning And Computer Science* 2(April): 47–54. Doi: <https://journal.irpi.or.id/index.php/malcom>.
- Angga Iskoko, Imam Tahyudin, Purwadi. 2025. "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Sinaga Mobile Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes Sentiment Analysis Of Sinaga Mobile App User Reviews On Google Play Store Using Naive Bayes Algorithm." *Jurnal Pendidikan Dan Teknologi Indonesia (JPTI)* 5(6): 1635–45. Doi: <https://doi.org/10.52436/1.jpti.843>.
- Audiansyah, Dimas Diandra, Dian Eka Ratnawati, And Buce Trias Hanggara. 2022. "Analisis Sentimen Aplikasi Myxl Menggunakan Metode Support Vector Machine Berdasarkan Ulasan Pengguna Di Google Play Store." *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer* 6(8): 3987–94. Doi: <http://j-ptiik.ub.ac.id>.
- Gilbert Darmawan, Syariful Alam, M. Imam Sulisty. 2023. "Analisis Sentimen Berdasarkan Ulasan Pengguna Aplikasi Mypertamina Pada Google Playstore Menggunakan Metode Naïve Bayes 1,2,3)." *Jurnal Ilmiah Teknik Dan Ilmu Komputer* 2(3): 100–108.
- Hakim, Arkan Hilman, April Lia Hananto, Fitria Nurapriani, And Baenil Huda. 2025. "Analisis Sentimen Aplikasi Bank Digital Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes." *Analisis Sentimen Aplikasi Bank Digital Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes* 26861089: 1–12.
- Hanafi, Muhammad Rizky, And Rakhmat Kurniawan R. 2024. "Sentiment Analysis On Sirekap App Reviews On Google Play Using Naive Bayes Algorithm Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Sirekap Di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes." *Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Sirekap Di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes* 4(October): 1578–86.
- Khotimah, Khusnul, Arif Rinaldi Dikananda, And Ahmad Rifa. 2025. "GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA." *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan* 13(1). Doi: <http://dx.doi.org/10.23960/jitet.v13i1.5789> ANALISIS.
- Mandasari, Pipit Ayu. 2025. "ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI DANA Di GOOGLE." *Jurnal Sains Student Research* 3(5): 1082–93. Doi: <https://doi.org/10.61722/Jssr.V3i5.6436>.
- Melita, Ria, Victor Amrizal, Hendra Bayu Suseno, Taslimun Dirjam, Program Studi, Teknik Informatika, And Fakultas Sains. 2018. "(TF-IDF) DAN COSINE SIMILARITY PADA SISTEM TEMU KEMBALI INFORMASI UNTUK MENGETAHUI SYARAH HADITS BERBASIS WEB (STUDI KASUS : SYARAH UMDATIL AHKAM)." *JURNAL TEKNIK INFORMATIKA* 11(2).
- Mulia, Universitas Bunda. 2022. "ANALISIS SENTIMEN REVIEW APLIKASI PEDULILINDUNGI PADA." *ANALISIS SENTIMEN REVIEW APLIKASI PEDULILINDUNGI PADA GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN NBC* 6(2): 353–61.
- Ningsih, Tiara Sari, Teguh Iman Hermanto, And Imam Ma. 2024. "Sentiment Analysis Of Mobile Provider Application Reviews Using Naive Bayes Algorithm And Support Vector Machine." *Jurnal Dan Penelitian Teknik Informatika* 8(2): 824–35. Doi: <https://doi.org/10.33395/V8i2.13469>.
- Nurfauzi, Oka Muhamad, Shofa Shofiah Hilabi, Fitria Nurapriani, And Baenil Huda. 2025. "Analisis Sentimen Grab Indonesia Pada Ulasan Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Dan Support Vector Machine." *Analisis Sentimen Grab Indonesia Pada Ulasan Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Dan Support Vector Machine* 11(1): 8–13. Doi: <https://doi.org/10.21067/Smartics.V11i1.11789>.
- Nurian, Andriani, Betha Nurina Sari, Universitas Singaperbangsa Karawang, And Telukjambe Timur. 2023. "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Google Play Menggunakan Naïve Bayes." *JITET (Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan)* 11(3): 829–35. Doi: <http://dx.doi.org/10.23960/jitet.v11i3%20s1.3348>.
- Puspita, Nabila Ayu, Fetty Tri Anggraeny, And Agung Mustika Rizki. 2024. "ANALISIS SENTIMEN DENGAN ALGORITMA NAÏVE BAYES CLASSIFIER TERHADAP ULASAN APLIKASI MY F & B ID." *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)* 8(1): 1090–95.
- Putri, Dianati Duei, Gigih Forda Nama, And Wahyu Eko Sulistiono. 2022. "ANALISIS SENTIMEN KINERJA DEWAN PERWAKILAN RAKYAT (DPR) PADA TWITTER MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER." *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan (JITET)* 10(1): 34–40. Doi: <https://doi.org/10.23960/jitet.v10i1.2262>.
- Riansyah, Rio, And Anas Nasrulloh. 2025. "Analisis Sentimen Rating Aplikasi Pada Google Play Menggunakan Naïve Bayes." *Jurnal Ekonomi Manajemen Sistem Informasi* 7(1): 93–102. Doi: <https://doi.org/10.38035/Jemsi.V7i1>.
- Setyani, Tria, Kevinda Sari, Helma Nopijani Heidy, And Ryan Randy Suryono. 2026. "Sentiment Analysis Of Jamsostek Mobile Application Reviews On Google Play Store Using Support Vector Machine And Naive Bayes Algorithms Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Jamsostek Mobile Berdasarkan Ulasan Google Play Store Menggunakan Algoritma Support." *Indonesian Journal Of Machine Learning And Computer Science* 6(January): 373–84.
- Silviana Agustin, Afril Evan Pajri, Aprilia Dwi Ardianti. 2026. "Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Google Play Store." *Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Dan Random Forest*: 605–16. Doi: [10.33364/Algoritma/V.23-1.3266](https://doi.org/10.33364/Algoritma/V.23-1.3266).

DOI: <https://doi.org/10.69693/ijmst.v4i2.12698>

Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

- Wijiyanto, Dwi, Arif Setiawan, And Muhammad Arifin. 2025. "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Mobile Legends Di Google Play Store Menggunakan Naïve Bayes Dan KNN." *Jurnal Sistem Komputer Dan Informatika* 7: 297–307. Doi:10.30865/Json.V7i2.9113.
- Zuhdi, Hamzah Naufal, And Budi Prasetyo. 2025. "Sentiment Analysis On Ipusnas Application Reviews In Google Play Store Using Naive Bayes Classifier Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Ipusnas Di Google Play Store Menggunakan Naive Bayes Classifier." *Indonesian Journal Of Informatic Research And Software Engineering* 5(1): 12–19. Doi:Https://Journal.Irpi.Or.Id/Index.Php/Ijirse.