

Analisis Sentimen Komentar Pengguna terhadap Aplikasi Prime Video di Google Playstore dengan Pendekatan Machine Learning

Sentiment Analysis of User Comments on the Prime Video App in Google Play Store Using a Machine Learning Approach

Alvino Hadiyan Pradipta^{a,1*}, Muhammad Rafli Feandika Nugroho^{a,2}, Maretta Fairuz Luthfia Winoto Putri^{a,3}, Shindi Shella May Wara^{a,4}, Aviolla Terza Damaliana^{a,5}

^a Program Studi Sains Data Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur, Jalan Raya Rungkut Madya, Gunung Anyar, Surabaya, Indonesia.

¹2383010050@student.upnjatim.ac.id; ²23083010067@student.upnjatim.ac.id; ³23083010090@student.upnjatim.ac.id;

⁴shindi.shella.fasilkom@upnjatim.ac.id; ⁵aviolla.terza.sada@upnjatim.ac.id

*corresponding author

Informasi Artikel	ABSTRAK
<p>Diserahkan : 21 Juni 2025 Diterima : 1 Agustus 2025 Direvisi : 26 Agustus 2025 Diterbitkan : 30 November 2025</p> <p>Kata Kunci: Analisis Sentimen Klasifikasi Neural Network Support Vector Machine Naive Bayes Classifier</p>	<p>Analisis sentimen terhadap ulasan pengguna menjadi penting dalam memahami persepsi publik terhadap sebuah aplikasi digital. Analisis ini dilakukan untuk mengklasifikasikan 1000 komentar yang terdiri dari komentar positif dan negatif dari pengguna aplikasi Prime Video yang terdapat di Google Play Store. Tujuan penelitian ini adalah untuk membantu pengembang aplikasi memahami pendapat pengguna dalam jumlah besar secara otomatis, tanpa harus membaca komentar pengguna satu per satu. Tahapan awal dilakukan melalui proses pra pemrosesan teks, yang meliputi pembersihan data, normalisasi kata, <i>case folding</i>, <i>stemming</i>, dan <i>filtering</i>. Selain itu, visualisasi <i>Word Cloud</i> digunakan untuk mengidentifikasi kata-kata yang sering muncul dalam komentar pengguna. Analisis dilanjutkan dengan penerapan metode klasifikasi untuk menentukan sentimen komentar. Dalam penelitian ini, tiga metode pembelajaran mesin yaitu <i>Neural Network</i> (NN), <i>Support Vector Machine</i> (SVM) dan <i>Naive Bayes Classifier</i> (NBC) digunakan dan dibandingkan untuk memperoleh hasil klasifikasi terbaik. Hasil menunjukkan bahwa metode SVM memberikan tingkat akurasi tertinggi yaitu sebesar 89,5%, disusul dengan metode NN sebesar 87% dan NBC sebesar 75% dalam mengklasifikasikan sentimen komentar pengguna. Penelitian ini menyimpulkan bahwa pendekatan berbasis machine learning efektif digunakan dalam mengidentifikasi dan mengelompokkan opini pengguna terhadap aplikasi digital secara otomatis.</p>
<p>Keywords: <i>Sentiment Analysis</i> <i>Classification</i> <i>Neural Network</i> <i>Support Vector Machine</i> <i>Naive Bayes Classifier</i></p> <p>This is an open access article under the CC-BY-SA license.</p> 	<p>ABSTRACT</p> <p><i>Sentiment analysis of user reviews is important in understanding public perception of a digital application. This analysis was conducted to classify 1000 comments consisting of positive and negative comments from users of the Prime Video application found on the Google Play Store. The purpose of this research is to help application developers understand a large number of user opinions automatically, without having to read user comments one by one. The initial stage is done through text pre-processing, which includes data cleaning, word normalization, case folding, stemming, and filtering. In addition, Word Cloud visualization is used to identify words that frequently appear in user comments. The analysis continues with the application of classification methods to determine the sentiment of the comments. In this study, three machine learning methods—Neural Network (NN), Support Vector Machine (SVM), and Naive Bayes Classifier (NBC)—were used and compared to obtain the best classification results. The results showed that the SVM method provided the highest accuracy rate of 89.5%, followed by the NN method at 87% and NBC at 75% in classifying user comment sentiment. This study concludes that machine learning-based approaches are effective in identifying and classifying user opinions on digital applications automatically.</i></p>

I. Pendahuluan

Ulasan pengguna di Google Play Store menyediakan informasi penting mengenai persepsi dan kepuasan terhadap aplikasi-aplikasi tersebut [9]. Pertumbuhan penggunaan aplikasi *mobile* berbasis layanan digital meningkat secara signifikan, khususnya dalam bidang hiburan seperti layanan streaming video. Prime Video

merupakan salah satu aplikasi populer yang tersedia di platform Google Play Store, dengan jutaan unduhan dan ulasan pengguna. Kolom komentar pada aplikasi ini menjadi sumber data utama untuk mengetahui persepsi dan kepuasan pengguna. Sayangnya, komentar-komentar tersebut tidak terstruktur dan jumlahnya sangat besar, sehingga sulit dianalisis secara manual. Di sinilah analisis sentimen berperan sebagai metode untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini pengguna secara otomatis.

Lambatnya peningkatan kualitas aplikasi dapat disebabkan oleh ketidaktahuan tentang persepsi pengguna. Pihak pengembang aplikasi sering kali mengalami kesulitan dalam menyaring opini pengguna secara efisien utamanya dengan rating 3 karena kalimatnya memiliki sentimen positif dan negatif yang seimbang serta tingginya volume komentar yang masuk setiap harinya. Proses analisis manual sangat tidak efektif dan berisiko melewatkan *insight* penting. Selain itu, tidak semua pengembang memiliki kemampuan teknis atau alat bantu untuk melakukan analisis berbasis data.

Analisis ini menawarkan solusi berbasis teknologi berupa analisis sentimen dengan pendekatan *machine learning* untuk mengklasifikasikan 1000 komentar terbaru pengguna Prime Video dengan rating 3 ke dalam kategori positif dan negatif. Analisis sentimen atau yang juga dikenal sebagai *opinion mining*, adalah kombinasi antara data mining dan text mining yang digunakan untuk mengevaluasi sentimen, pendapat, penilaian, emosi, dan sikap seseorang untuk menentukan apakah penulis puas dengan topik, produk, layanan, organisasi, individu, atau kegiatan tertentu.

Analisis sentimen mengacu pada inti suatu topik dan dapat memberikan interpretasi yang berbeda untuk pernyataan yang terkait. Ini memungkinkan kita untuk mengetahui apakah suatu kalimat memiliki makna positif atau negatif. Proses dimulai dengan tahapan *data-preprocessing*, dilanjutkan dengan visualisasi *Word Cloud*, serta penerapan tiga metode klasifikasi yaitu *Neural Network (NN)*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Naive Bayes Classifier (NBC)*. Metode dengan akurasi tertinggi dapat menjadi alat bantu yang efektif bagi pengembang dalam memahami kecenderungan opini pengguna secara otomatis dan akurat utamanya pada komentar pengguna dengan rating 3.

Salah satu hasil yang diharapkan dari analisis ini adalah sistem klasifikasi sentimen berbasis *machine learning* yang mampu mengolah serta menganalisis ulasan dari pengguna secara otomatis, cepat, dan akurat ke dalam kelompok sentimen positif dan negatif. Hal ini akan membantu pengembang memahami secara menyeluruh persepsi pengguna dan membantu mereka membuat keputusan tentang bagaimana meningkatkan kualitas aplikasi yang lebih responsif dan berbasis data.

II. Metode

Analisis ini menggunakan pendekatan *data mining*, terutama dalam bidang *text mining*, untuk memeriksa komentar dari pengguna aplikasi Prime Video di Google Play Store. *Data mining* adalah proses menemukan pola, pengetahuan, atau informasi tersembunyi dari kumpulan data yang besar secara otomatis atau semi-otomatis. Salah satu tahapan yang dilakukan sebelum *text mining* adalah *text pre-processing*. *Text pre-processing* terdiri dari beberapa tahapan yaitu *case folding*, *cleansing*, *tokenizing*, *stemming*, *filtering (stopword removal)* dan visualisasi. Selanjutnya penggunaan metode *machine learning* akan dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak statistik seperti Python. Secara rinci, langkah - langkah metode yang akan dilakukan adalah :

1. Pengumpulan Data

Dengan banyaknya data teks yang tersedia di internet, *data mining* seperti analisa sentimen dapat dilakukan untuk kebutuhan strategis [8]. Data dikumpulkan secara otomatis melalui *web scraping* menggunakan pustaka Python *google play scrapper* pada 16 Mei 2025. Sebanyak 1000 komentar dari halaman Google Play Store aplikasi Prime Video berhasil diambil, terdiri dari sentimen positif dan negatif berdasarkan isi teks dan rating pengguna, sehingga proses pengumpulan data lebih efisien dibandingkan manual.

2. Data Pre-Processing

Sebelum dilakukan analisis, data komentar yang diperoleh perlu melalui tahapan *text pre-processing* agar siap digunakan dalam proses klasifikasi. Salah satu langkah penting dalam *text mining* adalah *text pre-processing*, yang dilakukan untuk mengubah data teks mentah menjadi format yang lebih terstruktur dan bersih. Tahapan pertama dalam *pre-processing* adalah *case folding* dimana pada tahapan ini akan mengubah semua huruf dalam data menjadi huruf kecil dan menghilangkan karakter non-huruf. Tahap ini bertujuan untuk menyamakan bentuk kata, sehingga kata seperti "Film", "film", dan "FILM" dianggap sama.

Selanjutnya, dilakukan *cleansing*, dimana karakter yang kurang berpengaruh seperti tanda baca, simbol emoticon, URL, hashtag, karakter, dan angka dihapus. Tahap berikutnya adalah *tokenizing*, yang memisahkan setiap kata dalam teks berdasarkan spasi. Proses ini menghasilkan token yang memudahkan identifikasi, perhitungan, dan klasifikasi kata secara individual dalam analisis berikutnya [5].

Setelah itu, dilakukan *stemming*, yaitu menghapus imbuhan pada kata dalam ulasan sehingga menjadi kata dasar, seperti “menonton”, “penonton”, dan “ditonton” menjadi “tonton” [4]. Tujuan dari *stemming* adalah untuk menyederhanakan variasi kata agar analisis lebih konsisten dan efisien. Kemudian, pada tahap *filtering (stopword removal)* dimana kata-kata yang tidak memiliki makna seperti kata ‘yang’, ‘akan’, ‘nanti’, dan lainnya akan dihilangkan sehingga hanya menyisakan kata yang memiliki makna. Tujuan *filtering* adalah untuk mengurangi jumlah fitur yang tidak relevan sehingga hasil klasifikasi sentimen dapat menjadi lebih akurat.

Setelah teks disaring, proses selanjutnya adalah mentransformasi data teks ke dalam bentuk numerik menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)*. TF-IDF mengukur pentingnya suatu kata dalam sebuah dokumen relatif terhadap seluruh kumpulan dokumen. Bobot kata akan semakin tinggi apabila jumlah kata yang sering muncul dalam suatu dokumen semakin banyak [3]. Transformasi ini menghasilkan representasi vektor dari setiap komentar, yang digunakan sebagai input pada algoritma klasifikasi.

Terakhir, setelah semua tahap di atas selesai, dilakukan visualisasi dengan menggunakan *Word Cloud* untuk memvisualisasikan kata - kata yang paling sering muncul dalam suatu dokumen. Visualisasi ini berguna untuk mengidentifikasi topik atau opini yang dominan dalam komentar positif maupun negatif.

3. Metode Klasifikasi

Setelah *pre-processing* data komentar, sentimen diklasifikasikan menggunakan tiga algoritma *machine learning* yaitu *Neural Network (NN)*, *Support Vector Machine (SVM)*, dan *Naive Bayes Classifier (NBC)*, yang memiliki pendekatan berbeda dalam menangani teks. *Neural Network (NN)* merupakan salah satu metode dalam *deep learning* yang meniru cara kerja otak manusia melalui susunan neuron buatan. Metode ini bekerja dengan membentuk lapisan-lapisan jaringan (*input layer, hidden layer, dan output layer*) untuk mempelajari pola-pola kompleks dalam data. Dalam konteks klasifikasi sentimen, NN mampu menangkap hubungan non-linear antar kata serta konteks dari kalimat, sehingga cocok untuk menangani kompleksitas bahasa alami.

Support Vector Machine (SVM) pertama kali diperkenalkan oleh seseorang berkebangsaan Uni Soviet yang bernama Vapnik pada tahun 1992 sebagai metode *learning machine* yang bekerja dengan prinsip *Structural Risk Minimization (SRM)* yang bertujuan untuk menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah kelas pada input space [2]. SVM dikenal efektif dalam menangani data berdimensi tinggi seperti teks, serta memiliki performa yang baik dalam kasus klasifikasi biner. Tantangan utama tantangan utama dari metode *Clustered Support Vector Machine* muncul saat menangani kumpulan data yang besar, membuat pengurangan ruang data dan memecahkan masalah ganda langkah penting dalam mengatasi masalah ini secara efektif [10]. Dalam analisis ini, SVM digunakan untuk membedakan komentar positif dan negatif berdasarkan representasi fitur dari hasil *pre-processing*.

Naive Bayes Classifier (NBC) adalah algoritma klasifikasi yang berdasarkan probabilitas, yang memanfaatkan Teorema Bayes dengan asumsi bahwa fitur-fitur yang digunakan bersifat independen satu sama lain. Metode klasifikasi Naïve Bayes merupakan metode dengan algoritma yang sederhana namun memiliki kecepatan dan akurasi yang tinggi [1]. Oleh sebab itu, metode NBC tetap banyak digunakan dalam *text classification* karena kesederhanaannya dan efisiensinya dalam proses pelatihan.

4. Evaluasi Model

Setelah membangun model dengan tiga algoritma, langkah selanjutnya adalah evaluasi untuk menilai kemampuan model mengklasifikasikan komentar dengan tepat. Evaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, dan recall untuk mengukur efektivitas dalam mengenali sentimen positif dan negatif ulasan aplikasi Prime Video.

Akurasi mengukur seberapa baik model dalam mengenali seluruh jenis sentimen baik positif maupun negatif secara keseluruhan. Akurasi model sebagai pembobot fitur digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen ke dalam kategori positif, negatif, dan netral, dengan memanfaatkan teknik TF-IDF [6]. Presisi mengukur ketepatan model dalam mengklasifikasikan komentar sebagai sentimen tertentu. Semakin tinggi nilai presisinya, maka semakin besar pula prediksi positif yang memang benar - benar positif sehingga sangat penting untuk menghindari kesalahan klasifikasi pada komentar penting.

Recall mengukur sensitivitas model dalam menemukan seluruh data aktual yang relevan. Dengan kata lain, recall menilai kemampuan model untuk mendeteksi semua komentar yang benar - benar termasuk dalam satu kelas (misalnya, komentar negatif), tanpa melewatkannya. Evaluasi model dilakukan dengan mengukur empat hasil prediksi: *True Positive (TP)*, *True Negative (TN)*, *False Positive (FP)*, dan *False Negative (FN)* [7]. Prediksi yang benar ditunjukkan oleh TP dan TN, sedangkan prediksi yang salah ditunjukkan oleh FP dan FN. Metrik akurasi, presisi, dan recall dipilih untuk mengevaluasi model secara menyeluruh, memastikan ketepatan dalam mendeteksi ulasan positif dan negatif. Berikut adalah rumus ketiga metrik tersebut:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

III. Hasil dan Pembahasan

1. Pengumpulan Data

Analisis ini menggunakan dataset yang mencakup variabel *Content* dan *Score (rating)* dengan jumlah data sebanyak 1000 yang diperoleh melalui proses *web scraping*, yaitu teknik pengambilan data secara otomatis dari halaman web menggunakan pemrograman. Setelah data terkumpul maka kita ambil kolom '*content*' dan '*score*' nya sebagai bahan untuk melakukan analisis sentimen. Berikut hasil kolom '*content*' dan '*score*' :

Tabel 1. Kolom *Content* dan *Score*

No	Content	Score
1	Sudah di perbaiki tapi kenapa tidak bisa di buka....	1
2	tambah Marvel dan DC dong	4
3	ko sekarang brave citizen gada disini ya?	4
....
1000	sangat bagus sekali	5

2. Data Pre-Processing

Sebelum dilakukan analisis, data komentar yang diperoleh perlu melalui tahap *text pre-processing* agar siap digunakan dalam proses klasifikasi. Berikut hasil tahapannya:

a. Case Folding

Proses ini akan mengubah semua huruf dalam dokumen huruf kecil (lowercase) agar bentuk kata menjadi seragam dan menghindari perbedaan interpretasi akibat variasi kapitalisasi. Berikut adalah hasil dari proses case folding:

Tabel 2. Kolom Content Sebelum dan Sesudah proses Case Folding

Sebelum	Sesudah
sudah di perbaiki tapi kenapa tidak bisa di buka....	Sudah di perbaiki tapi kenapa tidak bisa di buka
Tambah Marvel dan DC dong	Tambah marvel dan dc dong
ko sekarang brave citizen gada disini ya?	ko sekarang brave citizen gada disini ya?

Berdasarkan Tabel 2 diatas, dapat dilihat bahwa setelah proses case folding dilakukan, maka hasilnya semua kata yang memiliki *uppercase* akan berubah menjadi *lowercase*.

b. Cleansing

Pada proses ini, karakter yang kurang berpengaruh seperti *hashtag*, *mention*, *link*, emoji, angka, dan semua tanda baca akan dihilangkan atau dihapus. Berikut ini hasil proses *cleansing*:

Tabel 3. Kolom *Content* Sebelum dan Sesudah proses *Cleansing*

Sebelum	Sesudah
Sudah di perbaiki tapi kenapa tidak bisa di buka....	Sudah di perbaiki tapi kenapa tidak bisa di buka....
tambah marvel dan dc dong	tambah marvel dan dc dong
ko sekarang brave citizen gada disini ya?	ko sekarang brave citizen gada disini ya

Berdasarkan Tabel 3 diatas, dapat dilihat bahwa setelah proses *cleansing* dilakukan, maka hasilnya semua kata yang memiliki karakter kurang berpengaruh seperti *hashtag*, *mention*, *link*, emoji, angka, dan semua tanda baca akan dihilangkan atau dihapus.

c. Tokenizing

Proses ini dilakukan dengan memisahkan atau memotong setiap kata dalam sebuah kalimat dengan tujuan untuk memudahkan sistem dalam mengidentifikasi, menghitung, dan mengklasifikasikan kata-kata secara individual dalam proses analisis selanjutnya. Berikut ini hasil proses *tokenizing*:

Tabel 4. Kolom Content Sebelum dan Sesudah Tokenizing

Sebelum <i>Tokenizing</i>	Sesudah <i>Tokenizing</i>
sudah di perbaiki tapi kenapa tidak bisa di buka....	“sudah” “di” “perbaiki” “tapi” “kenapa” “tidak” “bisa” “di” “buka”...
tambah marvel dan dc dong	“tambah” “marvel” “dan” “dc” “dong”
ko sekarang brave citizen gada disini ya	“ko” “sekarang” “brave” “citizen” “gada” “disini” “ya”

Berdasarkan Tabel 4 diatas, dapat dilihat bahwa setelah proses *tokenizing* dilakukan, maka hasilnya semua kata akan terpisah atau terpotong.

d. Stemming

Dalam proses ini kata imbuhan dalam sebuah kata akan dihapus dengan tujuan untuk menyederhanakan ragam kata menjadi satu bentuk dasar agar analisis dapat dilakukan secara konsisten dan efisien. Contohnya, kata "menonton", "penonton", dan "ditonton" akan diubah menjadi "tonton". Kolom dibawah ini menampilkan hasil proses *stemming*:

Tabel 5. Kolom Content Sebelum dan Sesudah Stemming

Sebelum <i>Stemming</i>	Sesudah <i>Stemming</i>
“sudah” “di” “perbaiki” “tapi” “kenapa” “tidak” “bisa” “di” “buka”...	“sudah” “di” “baik” “tapi” “kenapa” “tidak” “bisa” “di” “buka”...
“tambah” “marvel” “dan” “dc” “dong”	“tambah” “marvel” “dan” “dc” “dong”
“ko” “sekarang” “brave” “citizen” “gada” “disini” “ya”	“kenapa” “sekarang” “brave” “citizen” “tidak” “ada” “di” “sini” “ya”

Berdasarkan Tabel 5 diatas, dapat dilihat bahwa setelah proses *stemming* dilakukan, maka hasilnya semua kata yang memiliki kata imbuhan akan diubah menjadi kata dasar.

e. Filtering (*Stopword Removal*)

Proses ini akan menghilangkan kata-kata yang tidak bermakna dari dokumen dan hanya menyisakan kosakata yang bermakna saja sehingga jumlah fitur yang tidak relevan akan berkurang dan meningkatkan fokus analisis terhadap kata-kata yang lebih bermakna secara kontekstual, sehingga hasil klasifikasi sentimen dapat menjadi lebih akurat. Berikut ini hasil proses *filtering*:

Tabel 6. Kolom Content Sebelum dan Sesudah *Filtering*

Sebelum <i>Filtering</i>	Sesudah <i>Filtering</i>
“sudah” “di” “baik” “tapi” “kenapa” “tidak” “bisa” “di” “buka”...	“sudah” “baik” “tidak” “bisa” “buka”...
“tambah” “marvel” “dan” “dc” “dong”	“marvel” “dc”
“kenapa” “sekarang” “brave” “citizen” “tidak” “ada” “di” “sini” “ya”	“brave” “citizen” “tidak” “ada”

Berdasarkan Tabel 6 diatas, dapat dilihat bahwa proses *filtering* atau menghilangkan kata - kata yang tidak bermakna dari dokumen berhasil dilakukan dan hanya menyisakan kosakata yang bermakna saja.

f. TF-IDF Vectorizer

Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) adalah metode yang digunakan untuk mentransformasi data teks menjadi bentuk numerik. Transformasi ini menghasilkan representasi vektor dari setiap komentar, yang digunakan sebagai input pada algoritma klasifikasi. Berikut ini hasil proses *TF-IDF Vectorizer* :

Tabel 7. Hasil TF - IDF Vectorizer

No	rugi	perbaiki	langganan	mantap	rumit	film	bagus	...	terjemahan
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0
1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0
2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0
...
99	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...	0.0

Setelah hasil *TF-IDF Vectorizer* ditemukan maka kita dapat menemukan kata apa yang sering muncul dalam sentimen. Berikut adalah 3 kata yang sering muncul berdasarkan hasil perhitungan *TF-IDF Vectorizer* :

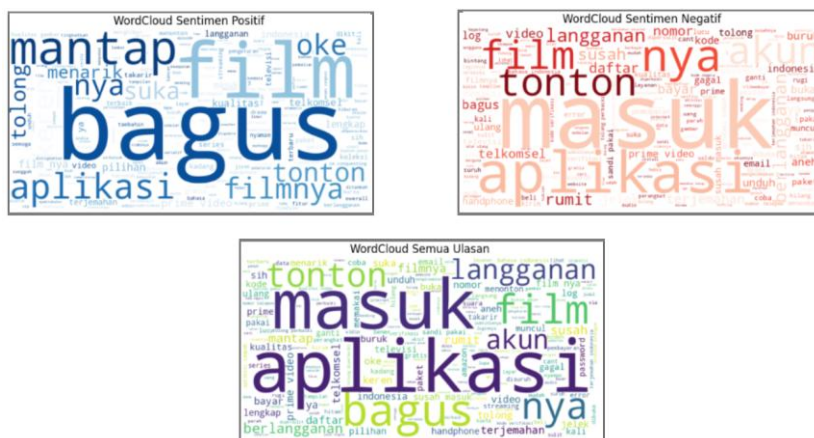
Tabel 8. Kata yang paling Sering Muncul

Kata	Jumlah
aplikasi	238
masuk	223
bagus	176
...	...
telkomsel	43

Berdasarkan Tabel 8, dapat disimpulkan bahwa kata yang sering digunakan adalah “aplikasi” dengan jumlah 238 kata, disusul oleh kata “masuk” dengan jumlah 223 kata, “bagus” dengan jumlah 176 kata dan seterusnya.

g. Visualisasi

Dengan menggunakan *Word Cloud*, proses ini akan menampilkan kata-kata yang paling sering digunakan dalam komentar sehingga membantu mengidentifikasi topik atau opini yang dominan dalam komentar positif maupun negatif. Berikut adalah hasil visualisasi *Word Cloud* nya



Gambar 1. Visualisasi Word Cloud Sentimen Positif (Kiri), Negatif (Kanan), Netral (Bawah)

Berdasarkan Gambar 1, dapat disimpulkan bahwa terdapat perbedaan yang cukup mencolok antara sentimen positif dan negatif, sebagaimana tercermin dari kata-kata yang kerap muncul dalam ulasan para pengguna terhadap aplikasi Prime Video. Pada visualisasi *Word Cloud* di sentimen positif, kata "**bagus**", "**mantap**", "**film**", dan "**aplikasi**" mendominasi, menunjukkan bahwa pengguna merasa puas terhadap kualitas film dan layanan yang diberikan. Sebaliknya, pada sentimen negatif, kata-kata seperti "**masuk**", "**langganan**", dan "**tonton**" muncul cukup besar, menandakan adanya keluhan pengguna terkait kesulitan dalam mengakses aplikasi, proses berlangganan, atau menonton konten. *Word Cloud* keseluruhan menunjukkan bahwa kata "**masuk**", "**aplikasi**", dan "**film**" sering disebutkan secara umum, baik dalam ulasan positif maupun negatif, mengindikasikan bahwa aspek aksesibilitas dan konten merupakan fokus utama perhatian pengguna dalam menilai aplikasi ini.

3. Metode Klasifikasi

Sebelum penerapan algoritma, dataset dibagi menjadi dua bagian yaitu data latih (80% dari total data) yang digunakan untuk melatih model dan data uji (20% dari total data) yang digunakan untuk menguji performa model. Setiap algoritma dikonfigurasi dengan beberapa *hyperparameter* yang berbeda untuk mengevaluasi kinerjanya, seperti pilihan kernel pada SVM, konfigurasi layer dan fungsi aktivasi pada model NN, serta model distribusi pada model NBC.

Dalam penerapan algoritma klasifikasi, pemilihan dan pengaturan *hyperparameter* memegang peranan penting dalam mempengaruhi kinerja model yang digunakan. Untuk model *SVM*, ada empat tipe kernel yang diuji, yakni sigmoid, linear, polynomial, dan RBF. Pada NN, *hyperparameter* yang diuji meliputi jumlah lapisan tersembunyi dan fungsi aktivasi. Beberapa konfigurasi lapisan tersembunyi seperti (100,), (50,50), dan (150,50) dengan fungsi aktivasi ReLU, TANH, dan logistic. Terakhir, untuk Naive Bayes, distribusi fitur yang digunakan adalah Gaussian, karena data yang digunakan dalam dataset ini dianggap kontinu dan mungkin mengikuti distribusi normal. Teknik Laplace smoothing diterapkan untuk menangani kemungkinan probabilitas nol dalam distribusi fitur.

4. Evaluasi Model

Pada evaluasi pemodelan klasifikasi, terdapat 3 metrik yaitu akurasi, presisi dan *recall*. Pada SVM, *kernel* yang kami uji adalah Polynomial, Sigmoid, Linear dan RBF. Dengan kernel terbaik ada pada kernel linear dengan akurasi sebesar 89,5%, *recall* sebesar 89,2%, dan presisi sebesar 89% serta kernel sigmoid dengan akurasi sebesar 89,5%, *recall* sebesar 89%, dan presisi 89,2%.

Pada NN, *hyperparameter* yang diuji meliputi jumlah *hidden layer* ((100,), (50,50) dan (100,50)) serta fungsi aktivasi (ReLU, TANH, dan Logistic). Dengan *hyperparameter* terbaik ada pada *hidden layer* (100,50) dan fungsi aktivasi logistic mencapai akurasi sebesar 87%, *recall* sebesar 86,8% dan presisi sebesar 87%. Pada NBC, memberikan akurasi sebesar 75%, *recall* yang cukup tinggi yaitu sebesar 86,8%, dan presisi sebesar 76%.

Tabel 9. Hasil Evaluasi Model

Evaluasi Model	Akurasi	Precision	Recall
<i>Support Vector Machine</i>	89,5%	89%	89,2%
<i>Neural Network</i>	87%	87%	86,8%
<i>Naive Bayes Classifier</i>	75%	76%	86,8%

Berdasarkan Tabel 9, maka dapat disimpulkan pada model SVM menunjukkan hasil yang terbaik dengan akurasi, presisi, dan *recall* tertinggi di antara ketiga model. Neural Network (NN) memberikan hasil yang kompetitif, meskipun sedikit lebih rendah dibandingkan dengan SVM, sedangkan Naive Bayes Classifier (NBC) menunjukkan performa yang lebih rendah pada akurasi dan presisi, meskipun masih dapat mendeteksi data positif dengan baik, sebagaimana ditunjukkan oleh nilai *recall* yang tinggi.

IV. Kesimpulan dan saran

Kegiatan ini dilatar belakangi oleh kebutuhan akan pemanfaatan teknologi analisis sentimen guna memahami persepsi pengguna terhadap aplikasi Prime Video. Permasalahan mitra, yaitu kesulitan dalam menangkap opini pengguna secara sistematis dari ulasan digital, telah dijawab melalui penerapan metode klasifikasi berbasis machine learning dengan tahapan yang meliputi pengumpulan data, preprocessing, pemodelan, hingga evaluasi. Hasil menggambarkan bahwa metode Random Forest memberikan performa

terbaik dalam klasifikasi sentimen, sementara visualisasi *Word Cloud* turut memperkuat pemahaman terhadap kata-kata yang dominan pada masing-masing kategori sentimen. Faktor pendukung utama dalam kegiatan ini adalah ketersediaan data digital secara terbuka serta dukungan alat bantu analisis berbasis Python yang fleksibel. Namun, kegiatan juga menghadapi kendala berupa keragaman bahasa dan gaya penulisan dalam ulasan yang mempengaruhi proses preprocessing dan akurasi model. Adapun dari segi capaian, analisis ini telah berhasil membangun sistem klasifikasi sentimen sederhana yang dapat digunakan mitra sebagai alat analisis awal terhadap ulasan pengguna. Keunggulan dari analisis ini adalah pendekatan otomatis dan efisien dalam mengolah opini publik, namun masih terdapat kelemahan dalam hal kebutuhan akan peningkatan akurasi model melalui data yang lebih besar dan beragam. Untuk keberlanjutan, kegiatan ini dapat dikembangkan lebih lanjut dengan pelatihan kepada mitra agar mampu menerapkan dan memodifikasi model secara mandiri, serta memperluas cakupan analisis ke berbagai platform ulasan digital lainnya. Dengan demikian, analisis ini tidak hanya menjawab kebutuhan jangka pendek, tetapi juga memberikan fondasi untuk peningkatan kapasitas digital mitra secara berkelanjutan.

Ucapan Terima Kasih

Terima kasih kami ucapkan kepada dosen pembimbing kami serta kepada Google Play Store sebagai sumber data komentar pengguna. Semoga paper ini bermanfaat untuk pengembangan aplikasi dan pemahaman opini pengguna secara lebih efektif.

Daftar Pustaka

- [1] L. B. Ilmawan and M. A. Mude, "Perbandingan metode klasifikasi support vector machine dan naive Bayes untuk analisis sentimen pada ulasan tekstual di Google Play Store," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 12, no. 2, pp. 2548–7779, 2020.
- [2] W. E. Saputro, H. Yuana, and W. D. Puspitasari, "Analisis sentimen pengguna dompet digital Dana pada kolom komentar Google Play Store dengan metode klasifikasi support vector machines," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 7, no. 2, n.d.
- [3] R. Maulana, A. Voutama, and T. Ridwan, "Analisis sentimen ulasan aplikasi MyPertamina pada Google Play Store menggunakan algoritma NBC," *Jurnal Teknologi Terpadu*, vol. 9, no. 1, pp. 42–48, 2023.
- [4] A. Y. Pratama, Y. Umaidah, and A. Voutama, "Analisis sentimen media sosial Twitter dengan algoritma k-nearest neighbor dan seleksi fitur chi-square (kasus Omnibus Law Cipta Kerja)," *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 897–910, 2021.
- [5] A. L. Fairuz, R. D. Ramadhani, and N. A. F. Tanjung, "Analisis sentimen masyarakat terhadap COVID-19 pada media sosial Twitter," *JURNAL DINDA*, vol. 1, no. 1, pp. 2809–8064, 2021.
- [6] S. Azhari, N. Rahaningsih, R. D. Dana, and Mulyawan, "Peningkatan akurasi analisis sentimen pada aplikasi Loklok dengan metode naive Bayes," *JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan)*, vol. 13, no. 1, pp. 2830–7062, 2025.
- [7] F. N. Yahya, M. Anshori, and A. N. Khudori, "Evaluasi performa XGBoost dengan oversampling dan hyperparameter tuning untuk prediksi Alzheimer," *Techno.COM*, vol. 24, no. 1, pp. 1–12, 2025.
- [8] B. Hakim, "Analisa sentimen data text preprocessing pada data mining dengan menggunakan machine learning," *Journal of Business and Audit Information Systems*, vol. 4, no. 2, pp. 16–22, 2021.
- [9] M. I. Alparizi, A. L. Hananto, F. Nurapriani, and B. Huda, "Analisis sentimen aplikasi layanan streaming pada Google Play Store menggunakan algoritma naive Bayes," *INNOVATIVE: Journal of Social Science Research*, vol. 5, no. 3, pp. 2471–2486, 2025.
- [10] S. S. May Wara, A. F. Adziima, A. R. Pratama, and M. Nasrudin, "Predictive analysis of government application comment on Playstore with clustered support vector machine," in *IEEE Information Technology International Seminar (ITIS)*, Jan. 22, 2025.