

---

# Analisis Perbandingan Algoritma Naive Bayes Dan KNN Untuk Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Vidio Di Google Play Store

Dany Pratmanto<sup>\*1</sup>, Aprih Widayanto<sup>2</sup>, Yustina Meisella Kristania<sup>3</sup>, Ubaidillah<sup>4</sup>, Ragil Wijianto<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup>Universitas Bina Sarana Informatika

Email: <sup>1</sup>dany.dto@bsi.ac.id, <sup>2</sup>aprih.apz@bsi.ac.id, <sup>3</sup>yustina.yms@bsi.ac.id, <sup>4</sup>ubaidillah.ubl@bsi.ac.id, <sup>5</sup>ragil.rgw@bsi.ac.id

\*Penulis Korespondensi

## Abstrak

Penelitian ini mengkaji efektivitas algoritma Naive Bayes (NB) dan K-Nearest Neighbors (KNN) dalam analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Vidio di Google Play Store. Evaluasi kinerja kedua model dilakukan menggunakan berbagai metrik, termasuk akurasi, precision, recall, dan Area Under Curve (AUC). Hasil penelitian menunjukkan bahwa KNN mengungguli Naive Bayes dalam beberapa aspek penting. KNN mencapai akurasi 74.92% dibandingkan dengan Naive Bayes sebesar 71.32%. Dalam hal precision, KNN juga menunjukkan performa yang lebih baik dengan nilai 76.52%, sementara Naive Bayes mencapai 71.61%. Meskipun demikian, kedua model menunjukkan kinerja yang sebanding dalam hal recall, dengan KNN mencapai 72.54% dan Naive Bayes 71.46%. Yang menarik, kedua model memiliki nilai AUC yang sangat tinggi dan hampir setara, yaitu 90.10% untuk KNN dan 90.00% untuk Naive Bayes, menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam membedakan sentimen positif dan negatif. Berdasarkan hasil evaluasi secara keseluruhan, algoritma KNN lebih direkomendasikan untuk implementasi analisis sentimen pada ulasan pengguna aplikasi Vidio.

**Kata kunci:** *Analisa Sentimen, Naive Bayes, KNN, User Reviews, Performance Evaluation, Google Play Store*

## Abstract

*This study examines the effectiveness of Naive Bayes (NB) and K-Nearest Neighbors (KNN) algorithms in sentiment analysis of user reviews for the Vidio application on Google Play Store. Performance evaluation of both models was conducted using various metrics, including accuracy, precision, recall, and Area Under Curve (AUC). The results indicate that KNN outperformed Naive Bayes in several key aspects. KNN achieved an accuracy of 74.92% compared to Naive Bayes at 71.32%. In terms of precision, KNN also demonstrated better performance with a value of 76.52%, while Naive Bayes reached 71.61%. However, both models showed comparable performance in terms of recall, with KNN achieving 72.54% and Naive Bayes 71.46%. Interestingly, both models exhibited very high and nearly equivalent AUC values, with KNN at 90.10% and Naive Bayes at 90.00%, demonstrating excellent capability in distinguishing between positive and negative sentiments. Based on the overall evaluation results, the KNN algorithm is more recommended for implementing sentiment analysis on Vidio application user reviews.*

**Keywords:** *Sentiment Analysis, Naive Bayes, KNN, User Reviews, Performance Evaluation, Google Play Store*

---

## 1. PENDAHULUAN

Latar belakang penelitian ini berfokus pada analisis sentimen terhadap aplikasi Vidio, yang menyediakan berbagai konten seperti olahraga, film, dan serial, yang diunduh dari Google Play Store. Dengan semakin meningkatnya penggunaan aplikasi streaming di Indonesia, penting untuk memahami bagaimana pengguna merasakan dan menilai aplikasi ini. Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi sentimen pengguna melalui analisis data ulasan yang tersedia, menggunakan metode Naive Bayes dan K-Nearest Neighbors (KNN) untuk klasifikasi sentimen. Analisis sentimen merupakan teknik yang

digunakan untuk mengidentifikasi dan mengekstrak opini dari teks, yang dapat membantu perusahaan dalam memahami persepsi pengguna terhadap produk atau layanan mereka (Ningtyas et al., 2023). Dalam konteks aplikasi Vidio, sentimen pengguna dapat mencerminkan kepuasan atau ketidakpuasan mereka terhadap fitur, performa, dan konten yang disediakan. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes dan KNN telah berhasil diterapkan dalam berbagai konteks analisis sentimen, termasuk di media sosial dan platform lain (Hamdana & Alfahmi, 2021).

Metode Naïve Bayes, yang berbasis pada teori probabilitas, dikenal karena kemampuannya dalam mengklasifikasikan teks dengan baik, sementara KNN menggunakan kedekatan data untuk menentukan kelas dari data baru (Nugraha et al., 2022). Dalam penelitian ini, data ulasan akan diambil dari Google Play Store, yang merupakan sumber yang kaya akan informasi tentang pengalaman pengguna. Ulasan ini sering kali mencakup sentimen positif dan negatif yang dapat dianalisis untuk memberikan wawasan tentang apa yang disukai atau tidak disukai pengguna tentang aplikasi Vidio (Fudhail Ferio Supeli & Setiaji, 2023). Dengan menggunakan teknik pengolahan bahasa alami (NLP), data ulasan akan diproses dan diklasifikasikan menggunakan kedua algoritma tersebut. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa kombinasi dari metode ini dapat meningkatkan akurasi dalam klasifikasi sentimen (Adhiatma & Qoiriah, 2022).

Hasil dari analisis ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang jelas tentang persepsi pengguna terhadap aplikasi Vidio, yang pada gilirannya dapat membantu pengembang aplikasi dalam melakukan perbaikan dan inovasi yang diperlukan untuk meningkatkan pengalaman pengguna. Selain itu, penelitian ini juga dapat berkontribusi pada literatur yang ada mengenai analisis sentimen di Indonesia, khususnya dalam konteks aplikasi mobile dan platform streaming (Yusuf Rismanda Gaja et al., 2024).

Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya penting untuk pengembangan aplikasi Vidio tetapi juga untuk memahami tren dan preferensi pengguna di era digital saat ini. Melalui penerapan metode Naïve Bayes dan KNN, diharapkan dapat diperoleh hasil yang signifikan yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan yang lebih baik dalam pengembangan produk di masa depan (Waluyan & Hartomo, 2022).

## 2. METODE PENELITIAN

CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) merupakan metodologi standar yang umum diterapkan dalam proyek data mining sebagai panduan dalam proses analisis data (Ajijah & Kurniawan, 2023). Model ini menawarkan kerangka kerja yang terstruktur dengan enam tahapan utama: pemahaman bisnis, pemahaman data, persiapan data, pemodelan, evaluasi, dan implementasi. CRISP-DM dirancang dengan sifat fleksibel dan iteratif, sehingga memungkinkan tim data untuk fokus pada penyelesaian masalah bisnis melalui pendekatan analitis yang sistematis (Siregar et al., 2017). Dengan mengikuti tahapan tersebut, organisasi dapat memastikan bahwa analisis data yang dilakukan sejalan dengan tujuan bisnis dan dapat diterapkan secara efektif untuk mendukung pengambilan keputusan.

### 2.1 Business Understanding

Pada tahap Business Understanding, tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Vidio di Google Playstore (Siregar et al., 2017). Aplikasi Vidio merupakan platform streaming yang digunakan oleh jutaan pengguna, sehingga penting untuk memahami persepsi dan kepuasan mereka terhadap aplikasi ini. Analisis sentimen bertujuan untuk mengukur seberapa puas pengguna terhadap aplikasi, dengan mengidentifikasi apakah ulasan mereka bersifat positif, negatif, atau netral. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk menemukan masalah utama yang sering dihadapi oleh pengguna, seperti bug, performa aplikasi yang buruk, atau pengalaman pengguna yang kurang memuaskan. Dengan memahami sentimen ini, pengembang dapat memperoleh wawasan berharga yang bisa digunakan untuk memperbaiki dan mengembangkan fitur aplikasi, sehingga keputusan yang diambil akan lebih tepat sasaran berdasarkan data pengguna. Hasil dari analisis ini diharapkan membantu meningkatkan kualitas layanan aplikasi Vidio dan memperkuat hubungan dengan pengguna.

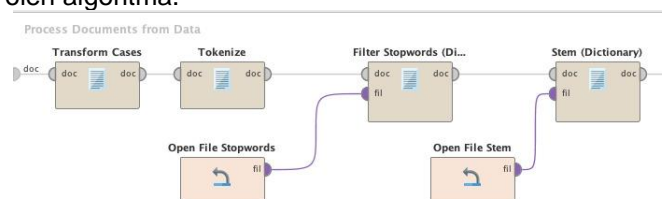
### 2.2 Data Understanding

Pada tahap Data Understanding, penelitian ini berfokus pada pengumpulan dan pemahaman awal terhadap data ulasan pengguna aplikasi Vidio di Google Playstore (Siregar et al., 2017). Data yang digunakan meliputi teks ulasan, rating yang diberikan oleh pengguna (berkisar dari 1 hingga 5 bintang), serta informasi tambahan seperti tanggal ulasan. Pada tahap ini, dilakukan eksplorasi awal

untuk memahami karakteristik data. Misalnya, distribusi ulasan berdasarkan sentimen (positif, negatif, atau netral) dianalisis, termasuk frekuensi munculnya ulasan positif atau negatif. Proses ini juga melibatkan identifikasi pola umum dalam ulasan, seperti kata-kata atau frasa yang sering digunakan oleh pengguna untuk menyatakan kepuasan atau ketidakpuasan mereka. Selain itu, pengecekan kualitas data juga dilakukan, misalnya apakah terdapat ulasan yang tidak relevan, duplikat, atau data yang hilang, yang nantinya perlu ditangani pada tahap persiapan data. Tahap ini penting untuk memastikan bahwa data yang akan digunakan dalam proses analisis sentimen benar-benar merepresentasikan opini pengguna dengan baik dan siap untuk diproses lebih lanjut.

### 2.3 Data Preparation

Pada tahap ini, data ulasan dipersiapkan untuk analisis lebih lanjut. Proses yang dilakukan meliputi pembersihan data (menghapus karakter khusus, emoji, atau teks yang tidak relevan), tokenisasi (memisahkan kata-kata), penghapusan stop words, stemming, dan transformasi teks menjadi bentuk yang dapat diproses oleh algoritma.



Gambar 1 Data Preparation

### 2.4 Modelling

Pemodelan dilakukan menggunakan algoritma Naive Bayes dan K-Nearest Neighbors (KNN) untuk melakukan klasifikasi sentimen ulasan. Kedua algoritma ini dibandingkan untuk menentukan mana yang lebih akurat dalam memprediksi sentimen ulasan pengguna. Data yang telah diproses di tahap sebelumnya akan digunakan untuk melatih model.

### 2.5 Evaluation

Model yang dihasilkan dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Hasil evaluasi dari kedua algoritma akan dibandingkan untuk melihat mana yang memberikan performa terbaik dalam analisis sentimen aplikasi Vidio (Arisandi et al., 2022).

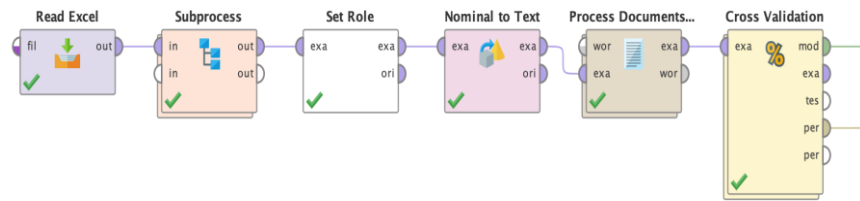
## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, data diambil dari ulasan pengguna aplikasi Vidio yang tersedia di platform Google Play Store. Google Play Store merupakan platform distribusi aplikasi resmi yang disediakan oleh Google untuk perangkat Android, memungkinkan pengguna untuk mengunduh aplikasi seperti Vidio serta memberikan ulasan terkait penggunaannya. Data ulasan ini dikumpulkan melalui teknik web crawling dengan memanfaatkan script Python. Setelah melewati proses pembersihan data (data cleansing), sebanyak 2000 ulasan dianalisis untuk keperluan studi ini, yang terdiri dari 1000 ulasan positif dan 1000 ulasan negatif dengan distribusi yang seimbang untuk analisis sentimen lebih lanjut.

Tabel 1 Jumlah data

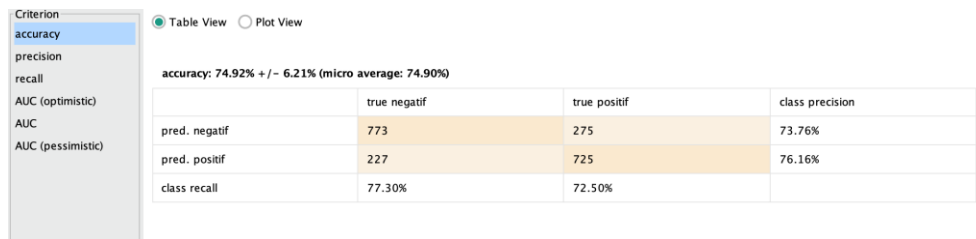
Label	Jumlah
Positive	1000
Negative	1000

Tahap persiapan data (data preparation) merupakan langkah awal yang krusial dalam text mining, bertujuan untuk mempersiapkan data agar siap digunakan dalam analisis. Pada tahap ini, serangkaian proses text preprocessing dilakukan menggunakan alat RapidMiner. Proses ini mencakup penanganan redundansi data, tokenisasi (tokenizing), penghapusan kata-kata yang tidak relevan (stopwords), serta stemming. Selain itu, peneliti juga memanfaatkan model pre-processing yang disediakan oleh RapidMiner guna memastikan kualitas data yang optimal sebelum melanjutkan ke tahap analisis berikutnya.



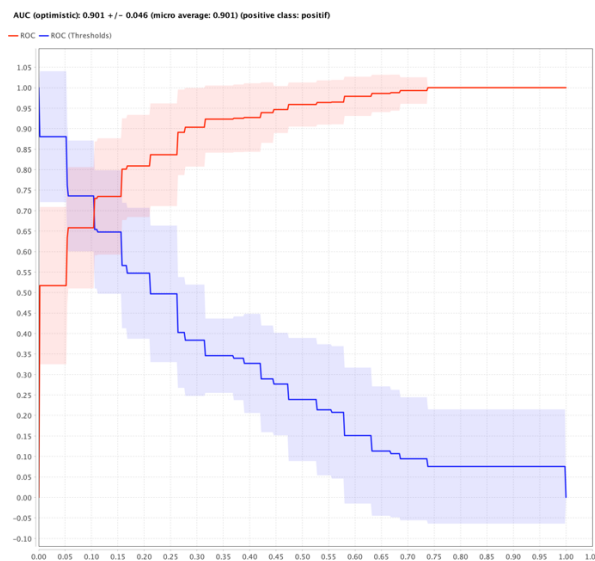
Gambar 2 Modelling

Tahap pemodelan (modelling) adalah fase penting di mana peneliti menentukan teknik mining dengan memilih algoritma yang akan digunakan untuk analisis data. Pada tahap ini, peneliti membandingkan dua algoritma, yaitu Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbors (KNN), untuk mengevaluasi kinerja masing-masing dalam memproses data. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi algoritma yang paling efektif dan sesuai dengan kebutuhan penelitian yang sedang dilakukan, berdasarkan performa analisis yang dihasilkan oleh kedua metode tersebut.



Gambar 3 Hasil Akurasi KNN

Hasil evaluasi performa model klasifikasi yang ditampilkan menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi sebesar 74.92% dengan margin kesalahan sebesar  $\pm 6.21\%$ . Ini berarti sekitar 74.92% prediksi yang dilakukan oleh model sesuai dengan label sebenarnya. Dari confusion matrix, terlihat bahwa model mampu mengklasifikasikan 773 ulasan negatif secara benar sebagai negatif (true negative), dan 725 ulasan positif secara benar sebagai positif (true positive). Namun, model juga membuat kesalahan dengan mengklasifikasikan 275 ulasan positif sebagai negatif (false negative) dan 227 ulasan negatif sebagai positif (false positive). Selain itu, precision untuk kelas negatif tercatat sebesar 73.76%, yang berarti bahwa dari semua prediksi ulasan negatif, sekitar 73.76% benar-benar negatif. Precision untuk kelas positif sedikit lebih tinggi, yaitu 76.16%. Dari segi recall, model dapat mendeteksi ulasan negatif dengan tingkat keberhasilan 77.30%, sementara ulasan positif dideteksi dengan tingkat keberhasilan 72.50%. Secara keseluruhan, model ini sedikit lebih baik dalam mengidentifikasi ulasan negatif dibandingkan ulasan positif.



Gambar 4 Hasil AUC KNN

Gambar 4 menunjukkan kurva ROC (Receiver Operating Characteristic) untuk model klasifikasi dengan AUC (Area Under the Curve) sebesar  $0.901 \pm 0.046$ . Kurva ROC digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan mengukur kemampuan model dalam membedakan antara kelas positif dan negatif. Semakin tinggi nilai AUC, semakin baik model dalam membedakan kedua kelas tersebut. Pada gambar 4, kurva ROC yang ditunjukkan dengan warna merah mewakili model pada berbagai threshold, sementara warna biru juga menggambarkan kurva ROC dengan nilai threshold yang berbeda. Warna bayangan di sekitar kurva menunjukkan margin ketidakpastian, yang mengindikasikan variasi dalam performa model pada dataset uji yang berbeda. Nilai AUC sebesar 0.901 menunjukkan bahwa model ini memiliki performa yang baik, dengan kemampuan memprediksi kelas positif (ulasan positif) dengan akurasi yang tinggi. Sebagai acuan, nilai AUC yang mendekati 1 menunjukkan performa yang sangat baik, sedangkan nilai mendekati 0.5 menunjukkan performa yang tidak lebih baik dari tebakan acak. Oleh karena itu, dengan AUC sebesar 0.901, model ini tergolong cukup efektif dalam mengklasifikasikan ulasan sebagai positif atau negatif.

Tabel 2 HASIL ACCURACY, RECALL, PRECISION DAN AUC

	Accuracy	Recall	Precision	AUC
<b>NB</b>	71.32%	71.46%	71.61%	90.00%
<b>KNN</b>	74.92%	72.54%	76.52%	90.10%

Tabel yang menunjukkan hasil evaluasi model klasifikasi menggunakan Naive Bayes (NB) dan K-Nearest Neighbors (KNN) memberikan wawasan penting tentang kinerja kedua algoritma dalam analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Vidio di Google Play Store. Dalam hal akurasi, KNN unggul dengan nilai 74.92% dibandingkan dengan Naive Bayes yang hanya 71.32%. Sementara itu, recall KNN sedikit lebih rendah di 72.54% dibandingkan 71.46% untuk Naive Bayes, menunjukkan kemampuan kedua model dalam mendeteksi ulasan positif yang cukup sebanding. Namun, KNN jauh lebih baik dalam hal precision dengan nilai 76.52% dibandingkan 71.61% dari Naive Bayes, menunjukkan bahwa KNN lebih efektif dalam menghindari kesalahan saat memprediksi ulasan positif. Nilai AUC yang tinggi, yaitu 90.00% untuk Naive Bayes dan 90.10% untuk KNN, mengindikasikan kemampuan kedua model dalam membedakan antara ulasan positif dan negatif sangat baik. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa KNN lebih unggul dalam performanya, sehingga lebih direkomendasikan untuk analisis sentimen di studi ini.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini membandingkan kinerja algoritma Naive Bayes (NB) dan K-Nearest Neighbors (KNN) dalam analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi Vidio di Google Play Store. Berdasarkan evaluasi menggunakan metrik akurasi, recall, precision, dan AUC, KNN terbukti memberikan performa yang lebih baik dibandingkan NB. KNN menunjukkan akurasi yang lebih tinggi (74.92% dibandingkan 71.32%) dan precision yang lebih unggul (76.52% dibandingkan 71.61%), yang menunjukkan bahwa KNN lebih efektif dalam mengklasifikasikan ulasan dengan lebih sedikit kesalahan prediksi positif. Meskipun recall dari KNN hanya sedikit lebih tinggi dari NB, kedua model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan antara ulasan positif dan negatif dengan nilai AUC yang sama-sama tinggi (90.00% untuk NB dan 90.10% untuk KNN). Dengan demikian, KNN dapat direkomendasikan sebagai model yang lebih handal untuk analisis sentimen dalam konteks penelitian ini.

---

## REFERENSI

- Adhiatma, F. D., & Qoiriah, A. (2022). Penerapan Metode TF-IDF dan Deep Neural Network untuk Analisa Sentimen pada Data Ulasan Hotel. *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*. <https://doi.org/10.26740/jinacs.v4n02.p183-193>
- Ajjjah, N., & Kurniawan, A. (2023). Klasifikasi Teks Mining Terhadap Analisa Isu Kegiatan Tenaga Lapangan Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer & Informatika)*, 7(1).
- Arisandi, J. D., Budianita, E., Cynthia, E. P., Yanto, F., & Yusra, Y. (2022). Perbandingan Pembobotan Kata Menggunakan Naïve Bayes Classifier Terhadap Analisa Sentimen Permendikbud No 30 Tahun 2021. *Jurnal Nasional Komputasi Dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, 5(4). <https://doi.org/10.32672/jnkti.v5i4.4420>
- Fudhail Ferio Supeli, M., & Setiaji, S. (2023). Klasifikasi Sentimen Positif Dan Negatif Pada Aplikasi Vidio Dengan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Indonesian Journal Computer Science*, 2(1). <https://doi.org/10.31294/ijcs.v2i1.1874>
- Hamdana, E. N., & Alfahmi, M. B. I. (2021). Pengembangan Sistem Analisis Sentimen Berbasis Java Pada Data Twitter Terhadap Omnibus Law Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor (K-NN). *Jurnal Informatika Polinema*, 7(2). <https://doi.org/10.33795/jip.v7i2.688>
- Ningtyas, A. A., Solichin, A., & Pradana, R. (2023). Analisis Sentimen Komentar Youtube Tentang Prediksi Resesi Ekonomi Tahun 2023 Menggunakan Algoritme Naïve Bayes. *Bit (Fakultas Teknologi Informasi Universitas Budi Luhur)*, 20(1). <https://doi.org/10.36080/bit.v20i1.2317>
- Nugraha, S. N., Pebrianto, R., Latif, A., & Firdaus, M. R. (2022). ANALISIS SENTIMEN TWITTER TERHADAP MENTERI INDONESIA DENGAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE DAN NAIVE BAYES. *E-Link: Jurnal Teknik Elektro Dan Informatika*, 17(1). <https://doi.org/10.30587/e-link.v17i1.3965>
- Siregar, R. R. A., Sinaga, F. A., & Arianto, R. (2017). Aplikasi Penentuan Dosen Penguji Skripsi Menggunakan Metode TF-IDF dan Vector Space Model. *Computatio: Journal of Computer Science and Information Systems*, 1(2). <https://doi.org/10.24912/computatio.v1i2.1014>
- Waluyan, M. T., & Hartomo, K. D. (2022). Analisis Sentimen Kebutuhan Fast Track Pada Originals Vidio Menggunakan Support Vector Machine. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 9(3). <https://doi.org/10.35957/jatisi.v9i3.2348>
- Yusuf Rismanda Gaja, M., Maulana, I., & Komarudin, O. (2024). ANALISIS SENTIMEN OPINI PENGGUNA APLIKASI VIDIO PADA ULASAN PLAYSTORE MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(4). <https://doi.org/10.36040/jati.v7i4.7197>