

Analisis Sentimen Ulasan Game Simulator Indonesia di Google Play Store Menggunakan Algoritma *Naive Bayes*

Sitti Masyitah Meliyana R, Sudarmin^{*}, Yuni Sabrina Effendy

Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Makassar, Indonesia

Keywords: *Simulator Game, Sentiment analysis, Naive Bayes Classifier.*

Abstract:

Sentiment analysis is the process of text data to understand the opinion contained in a sentence. The commonly used algorithm in this analysis is the Naïve Bayes Classifier. Naive Bayes Classifier (NBC) is a classification that uses statistical and probabilistic methods to group texts into several categories of sentiments such as positive and negative. The Indonesian simulator game analyzed is Angkot d Game. This algorithm is used to understand users' perceptions of the game and to identify the factors that affect user sentiment. The results show that the Naive Bayes Classifier has a high level of accuracy in classifying the sentiments of simulator game reviews. The findings of this analysis are also expected to provide insights to game developers about user preferences and complaints, allowing them to adjust features or aspects of the game to better meet user needs. This enables game developers to make significant changes to the games they develop, potentially increasing revenue in the Indonesian gaming industry and focusing more on games created by local developers.

1. Pendahuluan^{*}

Analisis sentimen adalah metode pengolahan data teks secara otomatis untuk mengetahui opini yang terkandung dalam kalimat (Insan dkk., 2023). Opini adalah pendapat, ide atau pikiran untuk menjelaskan kecenderungan tertentu terhadap suatu perspektif dan bersifat tidak objektif (Jihan Qothrunnada, 2023). Melalui analisis sentimen kita dapat mengambil suatu keputusan dan simpulan berdasarkan teks berupa pernyataan atau dokumen. Salah satu metode yang biasa digunakan adalah *Naive Bayes Classifier*.

Naive Bayes Classifier (NBC) merupakan metode klasifikasi berbasis statistik dan probabilistik yang diusulkan oleh Thomas Bayes (Pratiwi dkk., 2021). NBC merupakan metode yang dapat digunakan dalam klasifikasi dan pengolahan data ulasan Aplikasi Angkot d Game di Google Play Store karena memiliki efisiensi komputasi yang baik. NBC memiliki kecepatan serta tingkat akurasi yang cukup tinggi ketika diterapkan pada dataset berukuran besar (Fauzan & Hikmah, 2022).

Dalam era ekonomi digital, industri game menjadi salah satu subsektor yang memiliki kontribusi besar. Pada tahun 2022, pendapatan industri game di Indonesia tercatat mencapai Rp25 triliun, meskipun sebagian besar pendapatan tersebut lebih banyak mengalir ke luar negeri (Purnama, 2023). Langkah strategis yang dapat diambil adalah memahami kebutuhan dan opini pengguna terhadap produk game lokal melalui analisis ulasan aplikasi.

^{*} Corresponding author.

E-mail address: sudarmin70@gmail.com



Game simulasi semakin diminati di Indonesia karena memberikan pengalaman virtual yang menyerupai aktivitas kehidupan sehari-hari. Angkot d Game, salah satu game simulasi yang dikembangkan oleh developer local CodeXplore, telah diunduh lebih dari 5 juta kali di Google Play Store dengan rating 3.8. Dengan diluncurkannya aplikasi ini banyak menimbulkan opini dan komentar dari masyarakat yang hingga saat ini aplikasi game simulator tersebut sudah diunduh sekitar 5jt pengguna dan memiliki rating sebesar 3.8 Hal ini menunjukkan bahwa game tersebut masih memiliki potensi untuk meningkatkan kualitas dan inovasinya untuk mencapai rating yang lebih tinggi lagi.

Beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan *Naive Bayes Classifier* (Gilbert dkk., 2023) “Analisis Sentimen berdasarkan Pengguna Aplikasi MyPertamina pada Google Play store menggunakan Metode *Naive Bayes*”, dengan nilai akurasi 91.6%, tingkat presisi mencapai 92%, dan tingkat keberhasilan *recall* mencapai 100%. Penelitian lainnya yaitu (Alfandi Safira & Hasan, 2023). “Analisis sentimen masyarakat terhadap *paylater* menggunakan metode *Naive Bayes Classifier*” diperoleh sentimen negatif 70.62% atau 286 data, sentimen positif sebesar 22.72% atau 92 data, sentimen netral 6.67% atau 27 data dengan tingkat akurasi sebesar 91%. Penelitian yang dilakukan oleh (Ginabila & Fauzi, 2023) “Analisis Sentimen terhadap Pemutar Musik Online Spotify dengan Algoritma *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine (SVM)*” diperoleh nilai akurasi menggunakan algoritma *Naive Bayes* sebesar 84.73% dan lebih unggul dibandingkan dengan metode SVM yang menghasilkan akurasi sebesar 84.2%.

Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya, algoritma *Naive Bayes* yang diterapkan memberikan kesimpulan bahwa algoritma tersebut sudah cukup baik dalam hasil klasifikasi sentimen. Oleh karena itu, penulis mengambil penelitian dengan judul Analisis Sentimen Ulasan Game Simulator Indonesia di Google Play Store Menggunakan Algoritma *Naive Bayes*.

2. Tinjauan Pustaka

2.1. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan metode untuk mengidentifikasi, mengekstrak, dan memproses opini untuk mendapatkan informasi mengenai sentiment yang terdapat dalam sebuah teks (Nurzahputra & Muslim, 2022). Berdasarkan Kamus Bahasa Indonesia (KBBI), opini didefinisikan sebagai pendapat atau pandangan seseorang terhadap suatu hal.

Proses ini bertujuan untuk mengklasifikasikan teks dalam kategori positif, atau negatif. Tahapan analisis sentimen diawali dengan penyusunan data *training* yang digunakan untuk membentuk model klasifikasi menggunakan algoritma tertentu. Salah satu metode yang umum diterapkan adalah *Naive Bayes Classifier*, yang didasarkan pada teorema Bayes. Metode ini banyak diterapkan dalam proses klasifikasi teks karena sederhana, cepat, dan cukup efektif (Elistiana dkk., 2023). Setelah model terbentuk, model tersebut digunakan untuk mengkategorikan teks yang baru sesuai dengan sentiment yang ada di dalamnya.

Proses ini melibatkan evaluasi kinerja model, yang dilakukan dengan menggunakan data uji untuk mengukur tingkat akurasi. Dengan demikian, analisis sentimen dapat memberikan wawasan yang berguna dalam berbagai aplikasi, seperti analisis ulasan produk, opini publik, dan monitoring media sosial, dimana pemahaman terhadap sentimen yang diungkapkan sangat penting untuk pengambilan keputusan.

2.2 Text Mining

Text Mining merupakan prosedur untuk mengambil informasi dari data yang berbentuk teks atau isi yang ada dalam dokumen, yang salah satunya digunakan untuk menangani klasifikasi (Ramadhani & Wahyudin, 2022). Klasifikasi teks merupakan salah satu penerapan dari *text mining*. Proses dalam klasifikasi teks terdiri dari *preprocessing text* dan TF-IDF.

a) *Preprocessing text*

Preprocessing text merupakan langkah awal untuk mengubah dokumen menjadi data yang terstruktur (Hasna, 2021). Adapun tahapan dari *preprocessing text* yaitu:

- 1) *Case folding* adalah proses mengubah huruf kapital menjadi huruf kecil.
- 2) *Punctuation removal* yaitu proses menghapus symbol atau tanda baca dari dokumen.
- 3) *Tokenization* yaitu proses memisahkan kata dalam suatu dokumen.
- 4) *Filtering* yaitu proses untuk menghilangkan kata-kata yang sering muncul tetapi tidak memiliki arti penting.
- 5) *Stemming* yaitu proses mengubah kata dalam dokumen ke bentuk dasar.

b) TF-IDF

TF-IDF adalah salah satu fitur pembobotan yang dapat digunakan untuk mengubah input data menjadi suatu vektor (Hasna, 2021). Bobot ini berfungsi untuk menilai seberapa besar kontribusi setiap kata (term) dalam mempengaruhi penentuan kategori atau kelas suatu dokumen. TF-IDF merupakan fitur pembobot yang memiliki tingkat akurasi dan recall yang tinggi (Yutika dkk., 2021). Adapun persamaan dari TF-IDF dituliskan sebagai berikut (Kurniati dkk., 2015):

$$W_{t,d} = W_{tf_{t,d}} \times idf_t \quad (1)$$

$$W_{tf_{t,d}} = \begin{cases} 1 + \log_{10} tf_{t,d}, & \text{jika } tf_{t,d} > 0 \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (2)$$

$$idf_t = \log_{10} \left(\frac{N}{df_t} \right) \quad (3)$$

Keterangan:

$W_{t,d}$	: bobot dari <i>term</i> dalam dokumen
$W_{tf_{t,d}}$	: nilai <i>term frequency</i> (bobot kata t pada dokumen d)
idf_t	: nilai <i>inverse documentary frequency</i> (jumlah dokumen yang mengandung kata yang sering muncul)
$tf_{t,d}$	: frekuensi kemunculan kata t dalam dokumen d
N	: total dokumen

2.3 Naive Bayes Classifier

Naive Bayes Classifier (NBC) adalah metode klasifikasi yang didasarkan pada prinsip dasar teorema Bayes yang digunakan untuk menangani *missing value*, perhitungan probabilitas, serta memprediksi peluang pada dataset yang besar (Ernamia & Herliana, 2022). Secara umum, persamaan teorema bayes dinotasikan sebagai berikut (Arisandi dkk., 2022):

$$P(A|B) = \frac{P(A) \times P(B|A)}{P(B)} \quad (4)$$

Keterangan:

- A : Sampel data yang tidak diketahui label kelasnya
 B : Kelas hasil klasifikasi
 $P(A|B)$: Probabilitas terjadinya A jika B diketahui
 $P(B|A)$: Probabilitas terjadinya B jika A diketahui
 $P(A)$: Probabilitas prior A
 $P(B)$: Probabilitas prior B, dan bertindak sebagai *normalizing constant*

Pengklasifikasian *Naive Bayes* sederhana dilakukan dengan menghitung probabilitas untuk menetapkan *instance* (kasus) ke kelas. Dalam hal ini, diasumsikan bahwa dataset yang terdiri dari n *instance* (kasus) $x_i, i = 1, 2, \dots, n$, yang terdiri dari atribut p , yaitu $x_i = (x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi})$. Setiap *instance* dianggap termasuk dalam kelas tunggal y yang berasal dari himpunan $y \in \{y_1, y_2, \dots, y_c\}$. Sehingga dilakukan penyederhanaan maka didapatkan persamaan (5)

$$P(y_j|x_i) = \frac{P(x_i|y_j) P(y_j)}{P(x_i)} \quad (5)$$

Untuk menentukan kelas yang paling sesuai dengan suatu sampel, kita dapat membandingkan nilai posterior dari setiap kelas dan memilih kelas dengan nilai posterior tertinggi. Persamaan yang digunakan untuk menghitung *Maximum a Posteriori* (MAP) dapat dilihat pada persamaan berikut:

$$C_{MAP} = \operatorname{argmax}_{y \in Y} P(y) \prod_{k=1}^n P(x_k|y) \quad (6)$$

Setelah menentukan kelas terbaik, selanjutnya adalah mengevaluasi hasil klasifikasinya. Mengevaluasi hasil dari klasifikasi dapat dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* memberikan informasi terhadap kemampuan klasifikasi.

Tabel 2.6 Confusion Matrix

Klasifikasi		Hasil Klasifikasi	
		Positif	Negatif
Klasifikasi sebenarnya	Positif	True Positif (TP)	False Negative (FN)
	Negatif	False Positif (FP)	True Negative (TN)

Selain melihat nilai akurasi, keakuratan hasil klasifikasi dapat dilihat dengan menggunakan nilai AUC.

Tabel 2.7 Nilai AUC

Nilai AUC	Model Diklasifikasi Sebagai
$0.90 \leq AUC \leq 1.00$	Unggul
$0.80 \leq AUC < 0.90$	Sangat Baik
$0.70 \leq AUC < 0.80$	Baik
$0.60 \leq AUC < 0.70$	Lumayan
$0.50 \leq AUC < 0.60$	Buruk

$AUC < 0.50$

Sangat Buruk

2.4 Angkot d Game

Game mobile semakin diminati karena kemudahan aksesnya serta kemampuan untuk dimainkan di mana saja dan kapan saja. Angkot d Game merupakan game simulasi Indonesia yang mencoba mencerminkan profesi atau kehidupan sehari-hari. Game simulasi dengan tema ini sering kali menawarkan pengalaman yang unik. Game ini memberi peran pemain sebagai sopir angkutan umum. Banyak pemain yang membagikan momen lucunya saat bermain game di berbagai platform media sosial. Pemain akan menjalani kegiatan sebagai seorang driver dari mulai mengisi bahan bakar, merawat kendaraanya, hingga mengelola pendapatan dari hasil kerja (Alfina, 2024).

3. Metode Penelitian

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder karena data diperoleh dari ulasan salah satu game simulator Indonesia yaitu data ulasan Angkot d Game berdasarkan yang paling relevan sesuai dengan sistem penilaian yang ada di Google Play Store.

3.2 Teknik Analisis Data

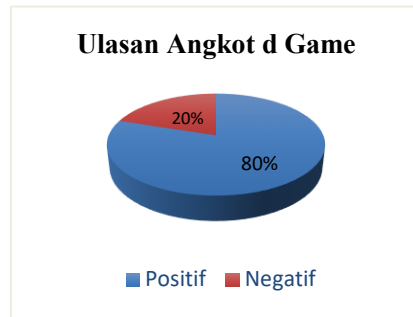
Teknik analisis data yang akan dilakukan pada penelitian ini, adalah:

- 1) Melakukan pengumpulan data ulasan dengan menggunakan teknik *web scraping*.
- 2) Melakukan proses pelabelan pada data.
- 3) Melakukan *preprocessing text*.
- 4) Melakukan pembobotan kata
- 5) Membuat model klasifikasi data menggunakan algoritma *Naive Bayes*.
- 6) Menganalisis hasil klasifikasi.
- 7) Menghitung akurasi hasil klasifikasi menggunakan *confusion matrix*.
- 8) Membuat interpretasi dan kesimpulan.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Analisis Deskriptif

Berdasarkan hasil penarikan data, diperoleh total 1000 ulasan yang berisi komentar pengguna, kemudian dilakukan *cleaning* data sehingga diperoleh total ulasan sebanyak 892 ulasan. Jumlah ulasan berkurang dikarenakan data ulasan yang memiliki score 3 bintang dihilangkan untuk menghindari penilaian bias (netral) (Aurelia Salsabila dkk., 2024). Data yang diperoleh kemudian dilakukan pelabelan dengan 2 kategori yaitu score 1 dan 2 diberikan label kategori “Negatif”, sedangkan ulasan dengan score 4 dan 5 diberi label kategori “Positif”. Berikut persentase hasil pelabelan dari data.



Gambar 1. Persentase Hasil Klasifikasi Ulasan

4.2 Pembahasan

Setelah melakukan proses *labelling* dan *cleaning* data, selanjutnya adalah *preprocessing text*. Hasil dari *preprocessing text* diantaranya dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. *Preprocessing text*

Proses	Sebelum	Sesudah
<i>Case folding</i>	Game nya ngeleg gak bagus, tolong diperbaiki	game nya ngeleg gak bagus tolong diperbaiki
Normalisasi	game nya ngeleg gak bagus, tolong diperbaiki	game nya lambat tidak bagus, tolong diperbaiki
<i>Punctuation removal</i>	game nya lambat tidak bagus, tolong diperbaiki	game nya lambat tidak bagus tolong diperbaiki
<i>Tokenization</i>	game nya lambat tidak bagus tolong diperbaiki	'game', 'nya', 'lambat', 'tidak', 'bagus', 'tolong', 'diperbaiki'
<i>Filtering</i>	'game', 'nya', 'lambat', 'tidak', 'bagus', 'tolong', 'diperbaiki'	'game', 'lambat', 'tidak', 'bagus', 'tolong', 'diperbaiki'
<i>Stemming</i>	'game', 'lambat', 'tidak', 'bagus', 'tolong', 'diperbaiki'	'game', 'lambat', 'tidak', 'bagus', 'tolong', 'baik'

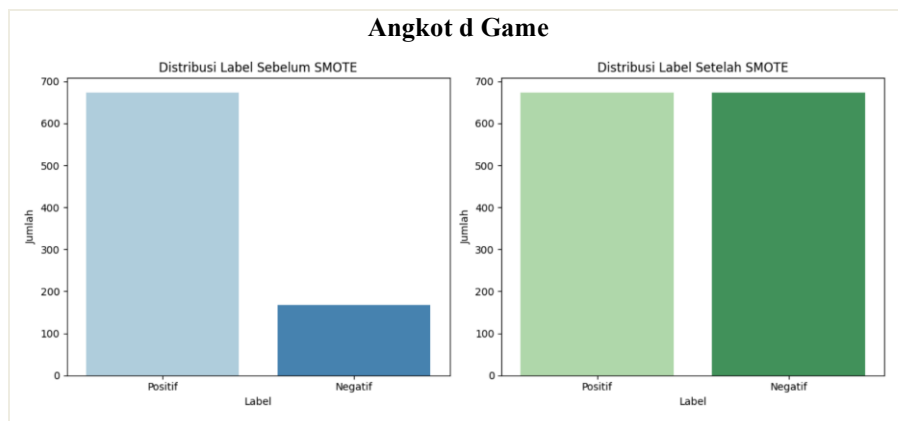
Selanjutnya adalah melakukan pembobotan kata dengan menggunakan fitur TF-IDF. Tabel berikut menunjukkan hasil pembobotan kata yang diambil dari data ulasan Angkot d Game.

Tabel 2. Pembobotan Kata

Term	game lambat tidak bagus tolong baik	tolong tambah pasar	bagus game suka simulasi dapat	...	maaf bintang game suka lambat
ada	0	0	0	...	0
adakan	0	0	0	...	0
admin	0	0	0	...	0
:	0	0	0	...	0
bagus	0.1123	0	0.3630	...	0

⋮	⋮	⋮	0	...	0
youtuber	0	0	0	...	0

Data ulasan dibagi menjadi data *training* (data latih) dan data *testing* (data uji) dengan perbandingan yang digunakan adalah 80:20. Namun, pada Gambar 1 terlihat bahwa persentase hasil klasifikasi ulasan yang digunakan tidak seimbang, terlalu banyak ulasan positif dibanding ulasan negatif. Sebelum melakukan klasifikasi, penting untuk melihat keseimbangan dari data ulasan yang digunakan karena ketidakseimbangan data dapat mempengaruhi akurasi dan interpretasi model yang akan digunakan. sehingga perlu dilakukan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE). SMOTE adalah metode oversampling yang menghasilkan data baru di antara data dari kelompok yang kurang terwakili dan tetangga terdekat yang dipilih secara acak.



Gambar 2. Perbandingan sebelum dan sesudah SMOTE

Evaluasi performa dari algoritma *Naive Bayes* dapat diketahui dengan menggunakan *confusion matrix*, yang memberikan gambaran mengenai seberapa baik model tersebut dalam mengklasifikasikan data testing ke dalam kelas yang benar.

Tabel 3. *Confusion Matrix*

Kelas Aktual	Kelas Prediksi	
	Positif	Negatif
Positif	109	23
Negatif	8	130

Pada algoritma *Naive Bayes*, terdapat 117 prediksi kelas positif, dimana 109 prediksi positif diklasifikasikan dengan benar sebagai positif, sedangkan 8 prediksi salah diklasifikasikan sebagai kelas positif. Sementara itu, terdapat 153 prediksi kelas negatif, diantaranya 130 prediksi negatif diklasifikasikan dengan benar sebagai negatif, dan 23 prediksi salah diklasifikasikan sebagai negatif. Berikut adalah tabel hasil perhitungan evaluasi performa algoritma berdasarkan hasil *confusion matrix*.

Tabel 4. Evaluasi performa model

Akurasi	<i>Sensitivity</i>	<i>Specificity</i>	G-mean	AUC
88.51%	82.57%	94.2%	80.13%	88.38%

Berdasarkan hasil *confusion matrix*, diperoleh:

- Nilai akurasi sebesar 88.51% dengan 132 ulasan yang diklasifikasikan dengan benar dan 31 ulasan yang salah klasifikasi. Akurasi tersebut menunjukkan bahwa model sudah baik dalam mengklasifikasikan data ulasan dengan benar sebanyak 88.51%.
- Nilai *sensitivity* menunjukkan bahwa model berhasil mengidentifikasi 82% dari total ulasan yang benar-benar positif.
- Nilai *specifity* menunjukkan bahwa model mampu mengenal 94% dari total ulasan yang benar-benar negatif.
- Nilai g-mean sebesar 80% menunjukkan adanya keseimbangan performa antara kelas positif dan negatif.
- Nilai AUC adalah 88.38%, menunjukkan bahwa model ini sangat baik dalam membedakan antara ulasan positif dan negatif dengan tingkat keakuratan yang tinggi.

Untuk mengetahui kata-kata yang sering muncul pada aplikasi game tersebut, data divisualisasikan dalam bentuk *wordcloud*. *Wordcloud* dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Wordcloud

Berdasarkan Gambar 3 dapat dilihat kata game adalah kata yang sering muncul di ulasan positif maupun negatif dari game simulator tersebut karena pengguna cenderung menyebutkan kata “game” baik saat memberi pujian maupun saat mengeluhkan hal-hal yang perlu diperbaiki. Pada aplikasi Angkot d Game kata-kata yang sering muncul di ulasan positif yaitu kata “game”, “mobil”, “bagus”, “tumpang”, “main”, dan “grafik” sedangkan kata yang sering muncul pada ulasan negatif yaitu “game”, “bagus”, “mobil”, “bug”, “main” dan “tolong”. Kata “bagus” terdapat di ulasan positif dan negatif aplikasi Angkot d game tergantung pada konteksnya. Contoh pada ulasan positif seperti “game ini sudah bagus” sedangkan pada ulasan negatif “walau beberapa fitur sudah bagus, gamenya susah dan membingungkan.

Selain dengan melihat *wordcloud*, memahami keluhan pengguna juga dapat diketahui dengan melihat frekuensi kata dalam ulasan.

Tabel 5. Frekuensi Kata

Bug	Loading	Fitur	Update
131	39	42	199

Kata-kata diatas merupakan kata-kata yang berkaitan dengan teknis yang sering muncul pada data ulasan aplikasi Angkot d Game. Kata “bug” menunjukkan adanya masalah teknis yang sering dihadapi pengguna, kata “loading” menunjukkan masalah performa game yang lambat, kata “fitur” menunjukkan harapan pengguna terhadap fitur di aplikasi tersebut, seperti penambahan fitur, dan kata “update” yang menunjukkan bahwa pengguna menginginkan pembaruan fitur.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis, ketepatan klasifikasi menggunakan algoritma *Naive Bayes* pada aplikasi Angkot d Game adalah 89% yang artinya algoritma *Naive Bayes* memberikan akurasi yang tinggi dalam mengidentifikasi aplikasi tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa model ini sudah sangat baik memahami pola dan karakteristik pengguna. Hasil analisis *wordcloud* dan frekuensi kata menunjukkan bahwa ada beberapa implikasi penting bagi pihak developer game seperti kata “update” yang sering muncul pada ulasan pengguna yang menandakan bahwa pengguna mengharapkan pembaruan secara berkala dan juga kata “bug” yang sering muncul menunjukkan bahwa developer perlu memperhatikan pengujian sebelum meluncurkan pembaruan.

References

- Alfandi Safira, & Hasan, F. N. (2023). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Paylater Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier. *ZONasi: Jurnal Sistem Informasi*, 5(1), 59–70. <https://doi.org/10.31849/zn.v5i1.12856>
- Alfina, J. (2024). Ojol The Game: Sensasi Menjadi Driver Ojek Online di Dunia Virtual, Yuk Cobain! Retrieved from <https://bisnismuda.id/read/7814-jennifer-alfina/ojol-the-game-sensasi-menjadi-driver-ojek-online-di-dunia-virtual-yuk-cobain>
- Arisandi, R. R. R., Warsito, B., & Hakim, A. R. (2022). Aplikasi Naïve Bayes Classifier (Nbc) Pada Klasifikasi Status Gizi Balita Stunting Dengan Pengujian K-Fold Cross Validation. *Jurnal Gaussian*, 11(1), 130–139. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v11i1.33991>
- Aurelia Salsabila, N., Sa, U., & Fauzi, F. (2024). Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Tokopedia Menggunakan Klasifikasi Naïve Bayes. *Prisma 2024*, 7, 44–51.
- 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), 1431–1436. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.6.1486>
- Ernamia, E. M. A., & Herliana, A. (2022). Analisis Sentimen Kuliah Daring Dengan Algoritma Naïve Bayes, K-NN Dan Decision Tree. *Jurnal Responsif: Riset Sains Dan Informatika*, 4(1), 70–80. <https://doi.org/10.51977/jti.v4i1.614>
- Fauzan, A. C., & Hikmah, K. (2022). Implementasi Algoritma Naive Bayes Dalam Analisis Polarisasi Opini Masyarakat Terkait Vaksin Covid-19. *Rabit : Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Univrab*, 7(2), 122–128. <https://doi.org/10.36341/rabit.v7i2.2403>
- Gilbert, Syariful Alam, & M. Imam Sulisty. (2023). Analisis Sentimen Berdasarkan Ulasan Pengguna Aplikasi My Pertamina Pada Google Playstore Menggunakan Metode Naïve Bayes. *STORAGE: Jurnal Ilmiah Teknik Dan Ilmu Komputer*, 2(3), 100–108. <https://doi.org/10.55123/storage.v2i3.2333>
- Ginabila, G., & Fauzi, A. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Pemutar Musik Online Spotify Dengan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine. *Jurnal Ilmiah ILKOMINFO - Ilmu Komputer & Informatika*, 6(2), 111–122. <https://doi.org/10.47324/ilkominfo.v6i2.180>
- Hasna, S. K. (2021). Analisis Sentimen Data Ulasan Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (Studi Kasus: Aplikasi Iflix), 10(2), 6.
- Insan, M. K., Hayati, U., & Nurdiawan, O. (2023). Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Ulasan Pengguna Di, 7(1), 478–483.
- Jihan Qothrunnada, N. (2023). Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Google Play Menggunakan Naïve Bayes. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 11(3s1). <https://doi.org/10.23960/jitet.v11i3s1.3348>

- Kurniati, I. D., Setiawan, R., Rohmani, A., Lahdji, A., Tajally, A., Ratnaningrum, K., ... Wahab, Z. (2015). *Buku Ajar*.
- Nurzahputra, A., & Muslim, M. A. (2022). Analisis Sentimen pada Opini Mahasiswa Menggunakan Natural Language Processing. *Seminar Nasional Ilmu Komputer*, (Snik), 114–118.
- Pratiwi, T. A., Irsyad, M., & Kurniawan, R. (2021). Klasifikasi Kebakaran Hutan dan Lahan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes (Studi Kasus: Provinsi Riau). *Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi (Justin)*, 9(2), 101. <https://doi.org/10.26418/justin.v9i2.42823>
- Purnama, F. (2023). Pendapatan industri game Indonesia capai Rp25 triliun. Retrieved March 13, 2024, from <https://www.antaraneews.com/berita/3774033/pendapatan-industri-game-indonesia-capai-rp25-triliun>
- Ramadhani, S. H., & Wahyudin, M. I. (2022). Analisis Sentimen Terhadap Vaksinasi Astra Zeneca pada Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes dan K-NN. *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi)*, 6(4), 526–534. <https://doi.org/10.35870/jtik.v6i4.530>
- Yutika, C. H., Adiwijaya, A., & Faraby, S. Al. (2021). Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Review Female Daily Menggunakan TF-IDF dan Naïve Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(2), 422. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i2.2845>