

Analisis Opini Ulasan Shopee- 1.docx

by Turnitin Student

Submission date: 09-Jul-2025 08:55AM (UTC+0700)

Submission ID: 2711911434

File name: Analisis_Opini_Ulasan_Shopee-1.docx (309.3K)

Word count: 2162

Character count: 14619

ANALISIS OPINI PENGGUNA APLIKASI SHOPEE DENGAN NAÏVE BAYES CLASSIFIER

Dwi Atikah, Agustia Hananto, Tukino, Elfina Novalia

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Buana Perjuangan Karawang

Jl. HS. Ronggo Waluyo, Puseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat

Si23.dwiatikah@mhs.ubpkarawang.ac.id, agustiahananto@mhs.ubpkarawang.ac.id, tukino@mhs.ubokarawang.ac.id, elfinanovaia@ubpkarawang.ac.id

Abstract

The rapid growth of e-commerce in Indonesia has led to an increase in user reviews of online shopping apps like Shopee. These reviews represent user perceptions and can be used to evaluate satisfaction and improve service quality. Using the Naive Bayes algorithm, this study applies a classification strategy to evaluate attitudes in user reviews of the Shopee app on the Google Play Store. Data was obtained using web scraping techniques and then underwent several processes, including text data cleaning, tokenization, removal of irrelevant words, and normalization. Sentiment evaluations were manually categorized into three distinct groups: very_satisfied, satisfied, and not_satisfied. To address the imbalanced class distribution, the Random OverSampler technique was used. Before the data was divided into training and testing sets, the text was analyzed using the TF-IDF technique and trained with the Multinomial Naive Bayes algorithm. Accuracy, precision, recall, F1 score, and confusion matrix were included in the evaluation process to evaluate model performance. The results showed that the model achieved an accuracy rate of 75.33% with fairly consistent performance across all labels. The oversampling technique proved effective in balancing the classes, although there were still cross-predictions between similar categories. This research is the initial step for the development of an automatic sentiment analysis system based on Indonesian language.

Keywords: sentiment analysis, Naive Bayes, Shopee, TF-IDF, RandomOverSampler, text classification.

Abstrak

Pesatnya pertumbuhan e-commerce di Indonesia berdampak pada meningkatnya ulasan pengguna terhadap aplikasi belanja daring seperti Shopee. Ulasan ini merepresentasikan persepsi pengguna dan dapat dimanfaatkan untuk mengevaluasi kepuasan serta meningkatkan kualitas layanan. Menggunakan algoritma Naive Bayes, studi ini menerapkan strategi klasifikasi untuk mengevaluasi sikap dalam ulasan pengguna aplikasi shopee di Google Play Store. Data diperoleh menggunakan teknik web scraping dan kemudian menjalani beberapa proses, termasuk pembersihan data teks, tokenisasi, penghapusan kata-kata yang tidak relevan, dan normalisasi. Evaluasi sentimen dikategorikan secara manual ke dalam tiga kelompok berbeda: sangat_puas, puas, dan tidak_puas. Untuk mengatasi ketidakseimbangan distribusi kelas, digunakan teknik RandomOverSampler Sebelum data dibagi menjadi set pelatihan dan pengujian, teks kemudian dianalisis menggunakan teknik TF-IDF dan dilatih dengan algoritma Multinomial Naive Bayes. Akurasi, presisi, recall, skor F1, dan matriks kebingungan dimasukkan ke dalam proses evaluasi untuk mengevaluasi kinerja model. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model memperoleh tingkat ketepatan mencapai 75,33% dengan kinerja yang cukup konsisten di semua label. Teknik oversampling terbukti efektif dalam menyeimbangkan kelas, meskipun masih terdapat prediksi silang antar kategori yang mirip. Penelitian ini menjadi pijakan awal bagi pengembangan sistem analisis sentimen otomatis berbasis bahasa Indonesia.

Kata kunci : analisis sentimen, Naive Bayes, Shopee, TF-IDF, RandomOverSampler, klasifikasi teks.

PENDAHULUAN

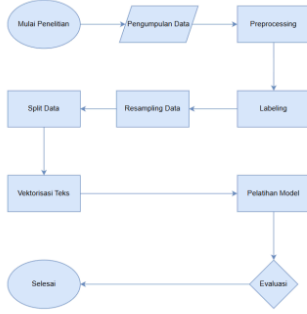
Perkembangan Pesatnya pertumbuhan ekonomi digital di Indonesia telah mendorong perubahan signifikan dalam perilaku belanja masyarakat. Platform e-commerce seperti Shopee menjadi salah satu entitas utama dalam transformasi tersebut, menawarkan kemudahan bertransaksi serta berbagai fitur yang mendukung pengalaman pengguna. Bersamaan dengan peningkatan jumlah pengguna, muncul pula banyak ulasan dan komentar yang diberikan konsumen, terutama melalui Google Play Store. Ulasan ini tidak hanya digunakan sebagai cerminan dari kepuasan dan kekecewaan pengguna, tetapi juga memberikan sumber informasi yang sangat kaya bila diproses dengan benar. Gagasan utama dalam studi ini muncul dari pengamatan terhadap kecenderungan pengguna meninggalkan komentar dalam bentuk teks, yang memuat opini personal terhadap performa aplikasi, fitur, maupun layanan Shopee secara keseluruhan. Komentar-komentar ini bersifat subjektif, namun memiliki potensi besar untuk dikaji guna mengetahui persepsi publik terhadap kualitas aplikasi. Hal ini membuka peluang untuk menerapkan pendekatan analisis sentimen berbasis data tekstual sebagai solusi sistematis dalam memahami kepuasan pengguna. Berdasarkan pengamatan yang dilakukan peneliti, ditemukan ketidakteraturan dan keberagaman dalam penyampaian ulasan, baik dari sisi isi maupun gaya bahasa. Oleh karena itu, diperlukan metode yang mampu menstandarkan dan menginterpretasikan data tersebut secara objektif. Untuk itu, penelitian mengadopsi algoritma Naive Bayes, yang dikenal luas sebagai metode klasifikasi berbasis probabilistik yang efektif dalam menangani data teks. Dalam konteks ini, algoritma digunakan untuk mengelompokkan opini pengguna ke dalam tiga kategori utama: sangat puas, puas, dan tidak puas. Pemilihan algoritma ini didasarkan pada efektivitasnya dalam tugas klasifikasi teks serta kemampuannya untuk tetap stabil meski dihadapkan pada data yang tidak seimbang.

Adapun kegiatan utama selama studi ini yaitu pengumpulan data ulasan Shopee di Google Play Store melalui teknik scraping, kemudian melakukan serangkaian pemrosesan awal teks, pelabelan, dan pelatihan model klasifikasi dengan penerapan algoritma Naive Bayes. Proses evaluasi dilakukan untuk menilai seberapa akurat dan relevan model dalam memetakan sentimen pengguna. Diharapkan dari kegiatan ini, diperoleh model klasifikasi sentimen yang tidak hanya mampu mengidentifikasi opini pengguna secara otomatis, tetapi juga dapat digunakan sebagai alat bantu strategis dalam peningkatan kualitas layanan e-commerce. Isu yang dibahas dalam kajian ini merujuk pada kebutuhan akan sistem klasifikasi yang efisien dan andal dalam memetakan opini pengguna dari data teks yang tidak terstruktur. Ketidakseimbangan label, ambiguitas kata, serta keberagaman cara penyampaian opini menjadi tantangan yang harus diatasi melalui kombinasi metode text mining, resampling data dengan Random Over Sampler, dan pembelajaran mesin. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk menjawab bagaimana model klasifikasi dapat dibangun secara efektif untuk menganalisis sentimen pengguna Shopee, serta mengukur performa model dalam memetakan persepsi konsumen terhadap layanan digital yang mereka gunakan. Sebagai penguat dasar akademik, beberapa studi terdahulu turut menjadi referensi penting. Misalnya, penelitian oleh Meisha Geovanni Mulin (2021) membahas penerapan *Naive Bayes* dalam analisis sentimen pada media sosial Twitter, sementara studi oleh Fadillah et al. (2020) mengeksplorasi penggunaannya dalam mengolah ulasan pengguna terhadap aplikasi Gojek. Kedua studi ini menyoroti keandalan *Naive Bayes* dalam menangani data ulasan berbasis teks, serta mendukung penggunaannya dalam konteks layanan digital. Oleh karena itu, penelitian ini relevan untuk dilakukan, sejalan dengan tren pemanfaatan teknologi machine learning dalam memahami opini pengguna secara luas, akurat, dan terukur.

METODOLOGI PENELITIAN

A. Skema Alur Penelitian

Proses penelitian yang dilakukan mencakup enam langkah, antara lain pengumpulan data, pemrosesan ulang data, metode klasifikasi, dan hasil klasifikasi.

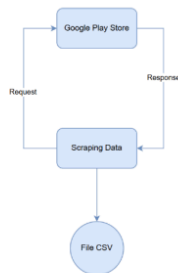


Gambar 1. Tahapan Penelitian

B. Pengumpulan Data

Studi ini menggunakan platform Google Colaboratory (Colab) untuk proses web scraping menggunakan bahasa pemrograman Python sebagai sarana pengumpulan data. Data diperoleh dari ulasan pengguna aplikasi Shopee yang tersedia secara publik di halaman Google Play Store <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.shopee.id>

Proses scraping dilakukan secara otomatis untuk mengambil teks ulasan dan rating, yang kemudian disimpan dalam bentuk dataset terstruktur dalam jumlah besar.



Gambar 2. Proses Screping Ulasan Aplikasi Shopee

C. Preprocessing

Data yang telah terkumpul selama proses pengumpulan data akan diteruskan untuk diproses pada tahap praproses. Berikut ini adalah langkah-langkah dalam prosedur praproses:

1. Tokenizing

Tokenizing yaitu suatu cara untuk memisahkan kalimat menjadi kata-kata dasar serta berfungsi sebagai pemisah dengan menghapus karakter tertentu.

TABEL 1. Sampel Tokenizing

Sebelum	makin lama aplikasi shopee makin berat, UI nya berat sekali sampai delay beberapa detik setelah saya klik salah satu menu nya, banyak update bukan memperlancar performa, malah memperburuk dan bikin lebih berat, ampas
Sesudah	makin, lama, aplikasi, shopee, makin, berat, UI, nya, berat, sekali, sampai, delay, beberapa, detik, setelah, saya, klik, salah, satu, menu, nya, banyak, update, bukan, memperlancar, performa, malah, memperburuk, dan, bikin, lebih, berat, ampas

2. Lowercasing

Lowercasing berfungsi untuk menyamakan bentuk kata dengan mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil, sehingga kata seperti "Bagus" dan "bagus" dianggap sama oleh model.

TABEL 2. Sampel Lowercasing

Sebelum	makin, lama, aplikasi, shopee, makin, berat, UI, nya, berat, sekali, sampai, delay, beberapa, detik, setelah, saya, klik, salah, satu, menu, nya, banyak, update, bukan, memperlancar, performa, malah, memperburuk, dan, bikin, lebih, berat, ampas
Sesudah	makin, lama, aplikasi, shopee, makin, berat, ui, nya, berat, sekali, sampai, delay, beberapa, detik, setelah, saya, klik, salah, satu, menu, nya, banyak, update, bukan, memperlancar, performa, malah, memperburuk, dan, bikin, lebih, berat, ampas

3. Stopword Removal

Proses berikutnya adalah stopword removal, tahap penghapusan kata-kata yang dianggap tidak penting dalam analisis, seperti "di", "dan", atau "yang". Hasil dari proses stopword bisa dilihat pada tabel 3.

TABEL 3. Sampel Stopword Removal

Sebelum	makin, lama, aplikasi, shopee, makin, berat, ,, ui, nya, berat, sekali, sampai, delay, beberapa, detik, setelah, saya, klik, salah, satu, menu, nya, ,, banyak, update, bukan, memperlancar, performa, ,, malah, memperburuk, dan, bikin, lebih, berat, ,, ampas
Sesudah	makin, lama, aplikasi, shopee, makin, berat, ,, ui, berat, sekali, sampai, delay, beberapa, detik, setelah, klik, salah, satu, menu, banyak, update, bukan, memperlancar, performa, ,, malah, memperburuk, bikin, berat, ,, ampas

4. Punctuation Removal

Punctuation Removal berguna untuk menghapus tanda baca yang tidak menambah nilai informasi pada analisis sentimen, seperti koma, titik, dan tanda seru.

TABEL 4. Sampel Punctuation

Sebelum	makin, lama, aplikasi, shopee, makin, berat, ,, ui, berat, sekali, sampai, delay, beberapa, detik, setelah, klik, salah, satu, menu, banyak, update, bukan, memperlancar, performa, ,, malah, memperburuk, bikin, berat, ,, ampas
Sesudah	makin, lama, aplikasi, shopee, makin, berat, ui, berat, sekali, sampai, delay, beberapa, detik, setelah, klik, salah, satu, menu, banyak, update, bukan, memperlancar, performa, malah, memperburuk, bikin, berat, ampas

Removal

5. Whitespace Cleaning

Whitespace Cleaning digunakan untuk menghilangkan spasi berlebih atau tak perlu, agar teks menjadi rapi dan konsisten

sebelum diproses lebih lanjut oleh algoritma.

TABEL 5. Whitespace Cleaning

Sebelum	makin, lama, aplikasi, shopee, makin, berat, ui, berat, sekali, sampai, delay, beberapa, detik, setelah, klik, salah, satu, menu, banyak, update, bukan, memperlancar, performa, malah, memperburuk, bikin, berat, ampas
Sesudah	makin, lama, aplikasi, shopee, makin, berat, ui, berat, sekali, sampai, delay, beberapa, detik, setelah, klik, salah, satu, menu, banyak, update, bukan, memperlancar, performa, malah, memperburuk, bikin, berat, ampas

D. Labeling

Setelah melalui proses pemfilteran data, setiap skor ulasan dikategorikan menjadi label sentimen "Puas", "Sangat puas" atau "Tidak puas" Proses pelabelan ini bertujuan untuk mempermudah klasifikasi sentimen dengan cara menetapkan label "Tidak puas" untuk skor di bawah 3, "Puas" 3-4, dan "Sangat puas" untuk skor 5. pelabelan adalah tahap penting dalam analisis sentimen yang menentukan akurasi model dalam mengenali pola sentiment.

TABEL 6. Labeling Data

Ulasan	Score	Label
makin lama aplikasi shopee makin berat dan macet... tidak sempat delivery... barangnya tidak sesuai... barangnya tidak sesuai... barangnya tidak sesuai... barangnya tidak sesuai... barangnya tidak sesuai... barangnya tidak sesuai...	1	tidak_puas
menurut saya aplikasi ini... sangat baik... sangat baik... sangat baik... sangat baik... sangat baik... sangat baik... sangat baik...	4	puas
barangnya sangat bagus... barangnya sangat bagus... barangnya sangat bagus... barangnya sangat bagus... barangnya sangat bagus... barangnya sangat bagus... barangnya sangat bagus...	5	sangat_puas

E. Resampling

Langkah *resampling* dilakukan untuk mengatasi ketidakseimbangan distribusi kelas (*imbalanced data*) yang terdapat pada label sistem hasil pemetaan dari skor. Berdasarkan hasil distribusi awal, diketahui bahwa label *tidak_puas* mendominasi dengan jumlah 942 data, diikuti *sangat_puas* sebanyak 691 data, dan *puas* hanya 367 data. Ketimpangan ini dapat berdampak pada performa model dalam mengenali kelas minoritas secara akurat, terutama pada nilai recall dan precision. Untuk mengatasi masalah tersebut, dilakukan teknik *oversampling* menggunakan fungsi *resample* () dari pustaka *sklearn.utils*. Tujuannya adalah untuk menyamakan jumlah data pada setiap kelas sehingga distribusi menjadi seimbang. Masing-masing kelas dinaikkan jumlah datanya menjadi 600 data, yang dilakukan dengan proses *sampling ulang (resample)* dengan pengembalian (*replace=True*). Perbandingan antara distribusi awal dan setelah *oversampling* dapat diamati pada gambar 3.

Label	Jumlah Data Sebelum	Jumlah Data Setelah
tidak_puas	942	600
sangat_puas	691	600
puas	367	600

Gambar 3. Hasil Oversampling

F. Split Data

Dataset kemudian dibagi menjadi dua bagian: data pelatihan (Train) untuk melatih model, dan data uji (Test) untuk mengevaluasi kinerja model yang dilatih. Dalam penelitian ini, proporsi yang digunakan adalah 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian. Pembagian ini dilakukan secara acak agar distribusi data tetap representatif dan tidak menimbulkan bias.

```
x = df_balanced['ulasan']
y = df_balanced['label']

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.2, random_state=42)

print("Jumlah data training: ", len(X_train))
print("Jumlah data testing: ", len(X_test))

Jumlah data training: 480
Jumlah data testing: 120
```

Gambar 4. Hasil Split Data

G. Vektorisasi Teks

Karena model machine learning tidak bisa langsung membaca teks mentah, maka data teks perlu dikonversi ke bentuk numerik. Pendekatan yang digunakan disebut *Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)*. Signifikansi suatu kata dalam sebuah ulasan dibandingkan dengan semua ulasan diukur dengan TF-IDF.

H. Pelatihan Model

Pelatihan model Naive Bayes dilakukan menggunakan algoritma *MultinomialNB*, yang cocok untuk klasifikasi teks berbasis frekuensi atau bobot kata seperti TF-IDF [10]. Pada proses ini, model dilatih menggunakan data hasil vektorisasi (*X_train_tfidf*) dan label target (*y_train*) dengan parameter *smoothing alpha=0.1* untuk menghindari pembagian nol akibat kata yang tidak muncul dalam kelas tertentu. Model kemudian mempelajari distribusi probabilitas kata terhadap masing-masing label sentimen seperti *sangat_puas*, *puas*, dan *tidak_puas*, sehingga mampu mengenali pola dan melakukan prediksi terhadap data baru secara efektif.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Evaluasi

Tahapan evaluasi model dilakukan untuk mencapai seberapa efektif model dalam mengidentifikasi sentimen dari ulasan pengguna Shopee yang telah melalui seluruh proses pelatihan. Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan terhadap model Naïve Bayes yang telah dilatih dengan dataset hasil vektorisasi TF-IDF dan penyeimbangan kelas menggunakan teknik RandomOverSampler.

Evaluasi dilakukan dengan memanfaatkan data uji (test set), yang terdiri dari 450 data tinjauan yang sebelumnya telah dipisahkan dari data pelatihan. Metrik evaluasi yang digunakan mempertimbangkan empat faktor utama, yaitu akurasi, presisi, recall, dan skor F1, serta dilengkapi dengan confusion matrix sebagai bentuk visualisasi kesalahan klasifikasi.

Hasil analisis menunjukkan bahwa model dapat mencapai tingkat akurasi sebesar 75.33%, yang menunjukkan bahwa sekitar 75% dari data uji berhasil diungkapkan dengan benar. Selain itu akurasi, nilai presisi mencapai 0.76, recall 0.75, dan F1-score 0.75 juga menunjukkan keseimbangan yang baik antara jumlah prediksi yang akurat dan relevansi prediksi yang dihasilkan oleh model.

Skor F1 untuk kategori puas, sangat puas, dan tidak puas, masing-masing adalah 0.75, 0.76, dan 0.75, berdasarkan kategorisasi kelas. Performa klasifikasi model, seperti yang terlihat di sini, cukup konsisten di ketiga kelas. Meskipun demikian, matriks kebingungan menunjukkan adanya kesalahan klasifikasi, terutama antara kelas *puas* dan *sangat_puas*, yang mengindikasikan bahwa opini pengguna pada kedua kategori ini memiliki kemiripan secara leksikal maupun konteks yang menyebabkan model mengalami ambiguitas dalam klasifikasi.

Sebagai contoh, dari 159 data uji berlabel *puas*, sebanyak 117 data berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara 18 data salah diklasifikasikan sebagai

sangat_puas dan 24 data sebagai *tidak_puas*. Pada label *sangat_puas*, 102 dari 138 data berhasil dikenali dengan benar, namun 25 di antaranya justru terdeteksi sebagai *tidak_puas*. Hal ini menunjukkan bahwa walaupun sudah melakukan Random Over Sampler, masih terdapat overlap semantik antar kategori, terutama pada kasus *sangat_puas* yang sering kali mempunyai kesamaan ungkapan dengan kategori lain. Agar lebih mudah dipahami, dapat dilihat pada gambar 6.

```

Akurasi: 75.33%
Precision: 0.76
Recall: 0.75
F1-Score: 0.75

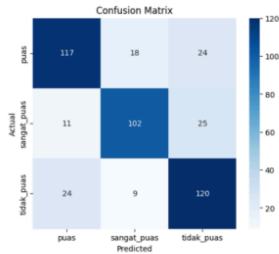
Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

   puas           0.77       0.74       0.75       159
  sangat_puas     0.79       0.74       0.76       138
   tidak_puas     0.71       0.78       0.75       153

 accuracy                   0.75       450
 macro avg                 0.76       0.75       450
 weighted avg              0.76       0.75       450
  
```

Gambar 6. Hasil Tahap Evaluasi

Memvisualisasikan confusion matrix juga dapat memperkuat analisis ini dengan menampilkan sebaran klasifikasi antara data aktual dan prediksi. Kotak diagonal yang menunjukkan jumlah klasifikasi benar terlihat mendominasi, yang menandakan bahwa model sebagian besar melakukan prediksi yang tepat. Namun, sel-sel di luar diagonal masih cukup mencolok, khususnya pada kolom dan baris *puas* dan *sangat_puas*, yang mengindikasikan area perbaikan potensial. Hasil dari confusion matrix dapat dilihat pada gambar 7.



Gambar 7. Confusion Matrix

KESIMPULAN

Berdasarkan temuan penelitian, penggunaan algoritma Naïve Bayes untuk mengidentifikasi sentimen dari ulasan pengguna aplikasi Shopee menunjukkan hasil yang memuaskan. Model yang dibuat berhasil mencapai akurasi sebaik 75,33%, dengan nilai presisi, recall, dan F1-score yang masing-masing adalah 0,76, 0,75, dan 0,75. Ini menunjukkan bahwa model dapat dengan stabil mengklasifikasikan pendapat pengguna ke dalam tiga jenis sentimen, yaitu sangat puas, puas, dan tidak puas. Pencapaian ini tidak terlepas dari kontribusi tahap preprocessing teks serta penggunaan vektorisasi TF-IDF yang efektif dalam merepresentasikan fitur penting dari data ulasan.

Penerapan teknik RandomOverSampler juga terbukti membantu dalam menyeimbangkan distribusi label, sehingga dapat meminimalkan dominasi kelas mayoritas yang berpotensi memengaruhi hasil klasifikasi. Meskipun begitu, evaluasi melalui confusion matrix memperlihatkan masih adanya kesalahan klasifikasi antar label yang memiliki kemiripan makna, terutama antara kelas puas dan sangat puas, yang menjadi salah satu tantangan dalam analisis opini berbasis teks.

Sebagai tindak lanjut, penelitian di masa mendatang disarankan untuk mengeksplorasi pendekatan lain seperti word embedding (misalnya Word2Vec atau GloVe) serta membandingkan performa model dengan

algoritma klasifikasi yang lebih kompleks seperti Random Forest dan XGBoost. Penambahan volume data ulasan serta pemanfaatan fitur linguistik yang lebih dalam juga diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan kualitas klasifikasi sentimen secara keseluruhan.

REFERENSI

Analisis Opini Ulasan Shopee-1.docx

ORIGINALITY REPORT

12%

SIMILARITY INDEX

7%

INTERNET SOURCES

8%

PUBLICATIONS

3%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	Dina Siti Nurrochmah, Nining Rahaningsih, Raditya Danar Dana, Cep Lukman Rohmat. "Application of Naive Bayes Algorithm in Sentiment Analysis of KitaLulus App Reviews on Google Play Store", Jurnal Informatika Terpadu, 2025 Publication	2%
2	journal.unipdu.ac.id Internet Source	1%
3	www.scribd.com Internet Source	1%
4	www.mdpi.com Internet Source	1%
5	Submitted to Institut Bisnis dan Teknologi Indonesia (INSTIKI) Student Paper	1%
6	Submitted to Universitas Muslim Indonesia Student Paper	1%
7	vskp.vse.cz Internet Source	1%
8	www.jurnal.peneliti.net Internet Source	1%
9	malaysiahomeservices.com Internet Source	1%
10	Alvina Lia, Abdul Rahim, Taghfirul Azhima Yoga Siswa. "ANALISIS SENTIMEN APLIKASI MYSILOAM MENGGUNAKAN METODE NAÏVE	<1%

BAYES", Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 2025

Publication

11	documents.mx Internet Source	<1 %
12	publication.petra.ac.id Internet Source	<1 %
13	revistas.javeriana.edu.co Internet Source	<1 %
14	Nuri Cahyono, Anggista Oktavia Praneswara. "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi TikTok Shop Seller Center di Google Playstore Menggunakan Algoritma Naive Bayes", Indonesian Journal of Computer Science, 2023 Publication	<1 %
15	Submitted to Telkom University Student Paper	<1 %
16	koreascience.or.kr Internet Source	<1 %
17	majupangaribuan.wordpress.com Internet Source	<1 %
18	mediabelajarkeperawatan.blogspot.com Internet Source	<1 %
19	H L Gururaj, Francesco Flammini, V Ravi Kumar, N S Prema. "Recent Trends in Healthcare Innovation", CRC Press, 2025 Publication	<1 %
20	Michael Yuichi, Yeremia Alfa Susetyo. "Klasifikasi Penyakit Migrain dengan Metode Naive Bayes pada Dataset Kaggle", Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi, 2025 Publication	<1 %

21

Shinta Nilam Sari Muslim, Firman Nurdiyansyah, Aviv Yuniar Rahman.
"PERBANDINGAN ALGORITMA NAIVE BAYES DAN KNN DALAM ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI CAPCUT",
Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 2024

Publication

<1%

Exclude quotes Off

Exclude matches Off

Exclude bibliography Off