

Analisis Sentimen Sunscreen Azarine dengan Naïve Bayes di Toko Aneka Kosmetik Kupang pada Marketplace Shopee

*Adriana Yohana Sain¹, Sebastianus Adi Santoso Mola², Arni Yusfin Huan³, Inggi Rosina Nomleni⁴
^{1,2,3,4}Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Teknik, Universitas Nusa Cendana

Jl. Adisucipto Penfui, Kupang, NTT

Email: ¹yussain1007@mail.com, ²adimola@staf.undana.ac.id, ³arnihuan@mail.com, ⁴inggiikom@mail.com

ABSTRACT

Advancements in information and communication technology have changed the way customers shop and share experiences through reviews. Marketplaces like Shopee allow customers to rate products through reviews, making sentiment analysis crucial for understanding consumer perceptions. The Naïve Bayes algorithm is used in this study to analyze 3,504 reviews of the Azarine sunscreen product from Aneka Kosmetik Kupang on Shopee, followed by a text preprocessing process. The dataset is then split into 80% for training and 20% for testing, with reviews categorized into three sentiment classes: positive, negative, and neutral. Evaluation with a Confusion Matrix resulted in an accuracy of 84%, demonstrating the reliability of this algorithm in analyzing customer reviews. The findings of this study offer fresh perspectives for brand owners and potential buyers regarding public perception of the Azarine sunscreen product at Aneka Kosmetik Kupang.

Keywords: sentiment analysis; reviews; azarine sunscreen; naïve bayes classifier

ABSTRAK

Kemajuan dalam teknologi informasi dan komunikasi mengubah cara pelanggan berbelanja dan berbagi pengalaman melalui ulasan. Marketplace seperti Shopee memungkinkan pelanggan menilai produk melalui ulasan, sehingga analisis sentimen menjadi penting untuk memahami persepsi konsumen. Algoritma Naïve Bayes digunakan dalam penelitian ini untuk menganalisis 3.504 ulasan produk sunscreen Azarine dari Aneka Kosmetik Kupang di Shopee, diikuti dengan proses pra-pemrosesan teks. *Dataset* kemudian Data dibagi menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian, dengan ulasan dikategorikan ke dalam tiga kelas sentimen: positif, negatif, dan netral. Evaluasi dengan Confusion Matrix menghasilkan akurasi 84%, yang menunjukkan keandalan algoritma ini dalam menganalisis ulasan pelanggan. Hasil penelitian ini menghasilkan perspektif segar bagi pemilik merek dan pembeli potensial. persepsi publik terhadap produk sunscreen azarine di toko Aneka Kosmetik Kupang.

Kata kunci : analisis sentimen; ulasan; sunscreen azarine; naïve bayes classifier

1. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi informasi dan komunikasi telah membawa transformasi signifikan di berbagai bidang, terutama dalam cara konsumen melakukan aktivitas belanja (Amory et al., 2025). Konsumen memanfaatkan platform pasar online seperti Shopee untuk berbelanja dan berbagi pengalaman melalui review. Ulasan tersebut memberikan bantuan bagi konsumen lain dalam menilai kualitas produk sebelum memutuskan untuk membeli produk (Novitasari et al., 2024). Karena itu, analisis sentimen terhadap ulasan produk menjadi penting untuk memahami pandangan Pelanggan (Nafisyah & Sulistiyowati, 2024). Salah satu barang yang cukup populer di kalangan pembeli adalah sunscreen.

Sunscreen adalah produk perawatan kulit wajah yang melindungi kulit dari sinar ultraviolet (UV) (Nafiah et al., 2024). Salah satu merek yang tersedia di Shopee adalah Sunscreen Azarine, yang dapat ditemukan di toko Aneka Kosmetik Kupang. Banyak ulasan menunjukkan kualitas produk dan pengalaman pengguna. Namun, banyaknya ulasan yang tidak terstruktur dan memerlukan teknik analisis yang

baik. Naive Bayes merupakan sebuah metode atau algoritma yang umum digunakan untuk menganalisis sentimen yang terkandung dalam teks., mengelompokkan ulasan berdasarkan kata-kata pelanggan (Nafisyah & Sulistiyowati, 2024).

Penelitian terkait menerapkan Pendekatan Naïve Bayes Classifier untuk menganalisis ulasan pengguna pada Platform Tokopedia pada Google Play Store. Hasilnya menunjukkan akurasi sebesar 95,10%, recall sebesar 91,46%, precision mencapai 100,00%, serta nilai AUC sebesar 0,999 untuk kelas positif (Salsabila et al., 2022).

Penelitian lain menggunakan Naive Bayes dengan data yang diuji berupa *emoticon* dan kata sifat yang telah dilabel. Dari 110 data negatif, 85 terklasifikasi benar, 25 salah prediksi, serta 110 data positif, 92 sesuai prediksi, 18 salah klasifikasi. Hasil akurasi sebesar 80,45% (Sari et al., 2020).

Penelitian lain menggunakan Naïve Bayes untuk menganalisis sentimen pada tweet tentang ibu kota negara baru yang diposting di Twitter. Membagi sentimen menjadi positif dan negatif. Dari 1.065 cuitan, 776 negatif

dan 289 positif dan akurasi pengklasifikasian sentimen mencapai 94,18% (Aryanti, 2022).

Penelitian yang memanfaatkan metode Naive Bayes Classifier untuk analisis sentimen. dan TextBlob dari pustaka TextBlob yang dibuat menggunakan bahasa pemrograman Python menemukan Bahwa algoritma Naive Bayes Classifier menunjukkan tingkat akurasi yang lebih unggul, yaitu 91%, sementara TextBlob hanya 61% (Alfandi Safira & Hasan, 2023).

Penelitian lain yang juga menerapkan Naive Bayes digunakan dalam pemrosesan analisis sentimen pengguna Tokopedia terhadap produk Kesehatan menggunakan pemilihan fitur, rentang, dan frekuensi. Hasil penelitian tersebut menunjukkan akurasi sebesar 88% untuk klasifikasi menjadi dua kategori, yaitu positif dan negatif (Ernawati et al., 2023).

Berdasarkan rangkaian penelitian yang telah diulas, meskipun penelitian tersebut menggunakan Naive Bayes untuk analisis sentimen produk, sebagian besar penelitian tersebut berfokus pada aplikasi atau produk umum dengan dua kategori Perasaan (positif dan negatif). Studi ini berfokus pada analisis perasaan

ulasan produk Sunscreen Azarine di toko Aneka Kosmetik Kupang pada Shopee dengan tiga jenis sentimen: positif, negatif, dan netral. Metode Naive Bayes digunakan untuk mengevaluasi performa pada *dataset* yang lebih terperinci. Fokus dari penelitian ini adalah untuk menerapkan algoritma Naive Bayes digunakan untuk mengevaluasi sentimen dalam ulasan produk Sunscreen Azarine yang dijual di toko Aneka Kosmetik Kupang di pasar Shopee. Penelitian ini bertujuan untuk membantu Toko Aneka Kosmetik Kupang memahami persepsi pelanggan terhadap produk sunscreen Azarine di Shopee melalui analisis sentimen menggunakan metode Naive Bayes. Hasil analisis ini diharapkan dapat meningkatkan kualitas layanan dan strategi pemasaran toko, sehingga mendorong peningkatan penjualan dan loyalitas pelanggan.

2. METODE

2.1. Tahapan Penelitian

Analisis ini mengaplikasikan algoritma klasifikasi Naive Bayes, yang mengandalkan asumsi adanya independensi yang kuat antar fitur. Metode ini berguna untuk pengolahan data skala besar dan menemukan pola unik (Wp et al., 2024).

Peneliti melakukan beberapa langkah berikut:

1. Studi literatur: melakukan pengumpulan Artikel jurnal dan sumber referensi lainnya yang relevan dengan topik penelitian ini diperoleh melalui situs web ,e-book dan artikel jurnal
2. Pengumpulan data: menggunakan scraping web untuk mengumpulkan data dari Shopee, khususnya dari toko Aneka Kosmetik Kupang, dengan bantuan python dan pustaka yang tepat;
3. *Labeling*, melakukan labelling pada data setelah data berhasil dikumpulkan;
4. Pre-processing teks: membersihkan data yang tidak terstruktur agar dapat diproses;
5. Pembagian *dataset*, data dibagi menjadi dua yaitu data latih dan data uji menggunakan metode split-training;
6. Pembobotan TF-IDF, menilai Tingkat kepentingan sebuah kata dalam sebuah dokumen dengan menggunakan metode TF-IDF;
7. Klasifikasi, menggunakan classifier untuk menghitung

probabilitas dan menentukan sentimen dokumen;

8. Evaluasi model, menggunakan Confusion Matrix untuk mengevaluasi prediksi sentimen terhadap data pengujian dan menghitung tingkat akurasi model.

2.2. Pengumpulan Data

Untuk mendapatkan data ulasan produk sunscreen azarine dari toko Aneka Kosmetik Kupang, kami menggunakan web scraper, yaitu proses otomatis untuk mengambil informasi dari halaman web shopee, dengan mengambil sebuah data review yang terdiri dari nama pengguna (username) dan review.

2.3. Pre-processing

Sebelum tahap pengklasifikasian, preprocessing dilakukan untuk menghilangkan, membersihkan, atau mengubah data yang mengandung banyak kata tidak baku, seperti penulisan kata yang di singkat atau penggunaan bahasa gaul (Khairunnisa et al., 2021).

2.4. Naïve Bayes Classifier (NBC)

Naive Bayes adalah algoritma pengelompokan probabilistik yang Mudah digunakan untuk menentukan probabilitas dengan mengakumulasi frekuensi menggabungkan Informasi yang diperoleh dari data yang tersedia (Martantoh & Yanih, 2022). Berikut adalah persamaan dari teorema Bayes. Persamaan 1.

$$P(H|X) = \frac{P(X|Ci).P(Ci)}{P(X)} \quad (1)$$

Dimana X merupakan data dengan kelas yang belum teridentifikasi, Ci adalah hipotesis data yang merujuk pada kelas tertentu, P(Ci|X) adalah probabilitas hipotesis yang bergantung pada kondisi X, P(Ci) adalah probabilitas hipotesis, P(X|Ci) adalah probabilitas yang bergantung pada kondisi hipotesis Ci, dan P(X) adalah probabilitas dari X.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengumpulan Data

Mengumpulkan data *review* produk sunscreen dengan menggunakan web scraping, hasil pengumpulan data berupa *username* dan ulasan atau *review*. Hasil pengambilan data ditunjukkan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengambilan Data

Username	Ulasan
Lisakaamilaa	akhirnya barang yang ditunggu-tunggu datang juga heheheh Produk original Kualitas produk sangat baik Kecepatan pengiriman sangat baik Harga produk sangat baik
d*****r	Maaf banget baru kasih penilaian sekarang, Azarinya gak ori, karna teskturnya bener" beda dari sunscreen Azarineku yg sebelum"nya. Di pakek di muka panas. Dari packagingnya keliatan beda ya, kiri yg asli, kanan yg palsu. Bisa dibandingkan sendiri
p*****a	Produknya bagus dan teksturnya gk yang terlalu lengket banget, tapi kaget pas mau nyoba di dalemnya isinya angin semua sampe kempes banget baru bisa keluar sunscreennya

3.2. Labelling Dataset

Pada penelitian ini, penulis melakukan *labeling* data secara manual berdasarkan rating yang diperoleh melalui *web scraping*. Proses *labeling* dilakukan dengan membagi *review* atau ulasan menjadi tiga kategori sentimen, yaitu positif, netral, dan negatif. Ulasan dengan rating 4-5 dikategorikan sebagai positif, ulasan dengan rating 3 dikategorikan sebagai netral, dan ulasan dengan rating 1-2 dikategorikan sebagai

negatif (Rizaldi & Aryanti, 2024). Tabel 2 hasil *labeling dataset*.

Tabel 2. Hasil *Labeling Dataset*

Username	Ulasan	Label
Lisakaamilaa	akhirnya barang yang ditunggu-tunggu datang juga heheheh Produk original Kualitas produk sangat baik Kecepatan pengiriman sangat baik Harga produk sangat baik	Positif
d*****r	Maaf banget baru kasih penilaian sekarang, Azarinenya gak ori, karna teskturnya bener" beda dari sunscreen Azarineku yg sebelum"nya. Di pakek di muka panas. Dari packagingnya kelihatan beda ya, kiri yg asli, kanan yg palsu. Bisa dibandingkan sendiri	Negatif
p*****a	Produknya bagus dan teksturnya gk yang terlalu lengket banget, tapi kaget pas mau nyoba di dalemnya isinya angin semua sampe kempes banget baru bisa keluar sunscreennya	Netral

3.3. Pre-processing Data

3.3.1. Cleansing

Pada tahap ini, karakter khusus, tanda baca atau simbol yang tidak sesuai dihapus untuk mengurangi kebisingan dalam sebuah teks. Cara melakukan cleansing menggunakan fungsi ‘cleansing’ yang diambil dari library re (regular expression) pada python.

Berikut Tabel 3 adalah hasil cleansing pada *dataset*.

Tabel 3. Daftar komentar sebelum dan sesudah tahap cleansing

Sebelum	Sesudah
"Akhirnya barang yang ditunggu-tunggu datang juga heheheh Produk original Kualitas produk sangat baik Kecepatan pengiriman sangat baik Harga produk sangat baik"	Akhirnya barang yang ditunggu-tunggu datang juga heheheh Produk original produk sangat baik Kecepatan pengiriman sangat baik Harga produk sangat baik

3.3.2. Case Folding

Proses case folding bertujuan untuk mengkonversi semua huruf menjadi huruf kecil. Dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Daftar komentar sebelum dan sesudah tahap case folding

Sebelum	Sesudah
Akhirnya barang yang ditunggu-tunggu datang juga heheheh Produk original Kualitas produk sangat baik Kecepatan pengiriman sangat baik Harga produk sangat baik	akhirnya barang yang ditunggu-tunggu datang juga heheheh produk original kualitas produk sangat baik kecepatan pengiriman sangat baik harga produk sangat baik

3.3.3. Replace Specific Words

Replace specific word adalah proses untuk mengganti Istilah-istilah tertentu. Langkah ini dilakukan untuk memastikan bahwa variasi kata dengan makna yang sama dapat diperlakukan

sebagai satu kesatuan dalam analisis sentimen. Mengurangi jumlah atribut kata dan meningkatkan tingkat akurasi. Untuk mengganti kata-kata spesifik dalam teks, dapat dilakukan menggunakan fungsi 'replacement_dict' dan 'replace_words()' dari library re (regular expression) pada python. (Wp et al., 2024). Contoh substitusi kata yang sering digunakan antara lain mengganti kata negatif "nggak" dengan "tidak", kata positif "cucok" dengan "cocok", dan kata intensifier "mantulityyy" dengan "mantul". Berikut Tabel 5 adalah hasil tahap replace specific words.

Tabel 5. Daftar komentar sebelum dan sesudah tahap replace specific word

Sebelum	Sesudah
akhirnya barang yang ditunggu-tunggu datang juga heheheh	akhirnya produk yang ditunggu-tunggu tiba juga
produk original	hehe produk asli
kualitas produk sangat baik kecepatan	kualitasnya sangat memuaskan
pengiriman sangat baik harga produk sangat baik	pengiriman cepat dan harganya juga oke banget

3.3.4. Tokenizing

Tokenizing merupakan tahapan untuk melakukan pemecahan atau pemisahan kata dalam suatu kalimat. tokenizing dapat dilakukan dengan menggunakan fungsi `word_tokenize_wrapper` dari library NLTK. Hasilnya terlihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Daftar komentar sebelum dan sesudah tahap tokenizing

Sebelum	Sesudah
akhirnya produk yang ditunggu-tunggu tiba juga hehe produk asli kualitasnya sangat memuaskan pengiriman cepat dan harganya juga oke banget	'akhirnya', 'produk', 'yang', 'ditunggu-tunggu', 'tiba', 'juga', 'hehe', 'produk', 'asli', 'kualitasnya', 'sangat', 'memuaskan', 'pengiriman', 'cepat', 'dan', 'harganya', 'juga', 'oke', 'banget'

3.3.5. Stopword Removal

Pada langkah ini, Seluruh kata yang tidak memiliki makna atau tidak berpengaruh hasil akurasi, seperti kata penghubung akan dihapus. Stopword removal diterapkan dengan menggunakan fungsi 'stopword_removal()' pada *dataset* dengan library NLTK untuk analisis sentimen (Wp et al., 2024). tabel 7 adalah hasil dari tahap stopwords removal.

Tabel 7. Daftar komentar sebelum dan sesudah tahap stopwords removal

Sebelum	Sesudah
'akhirnya', 'produk', 'yang', 'ditunggu-tunggu', 'tiba', 'juga', 'hehe', 'produk', 'asli', 'kualitasnya', 'sangat', 'memuaskan', 'memuaskan', 'pengiriman', 'pengiriman', 'cepat', 'dan', 'harganya', 'juga', 'oke', 'juga', 'oke', 'banget'	'produk', 'ditunggu-tunggu', 'tiba', 'produk', 'asli', 'kualitasnya', 'memuaskan', 'pengiriman', 'cepat', 'harganya', 'juga', 'oke', 'banget'

3.3.6. Stemming

Stemming adalah tahapan untuk menghapus sufiks dan prefiks pada kata

serta mengubahnya ke dalam bentuk dasar. Pada tahap ini, Penulis menggunakan library Sastrawi yang tersedia di Python sebagai korpus, karena di dalamnya terdapat daftar kata dasar dalam bahasa Indonesia yang telah dikembalikan ke bentuk dasarnya (Wp et al., 2024). Hal ini dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Daftar komentar sebelum dan sesudah tahap stemming

Sebelum	Sesudah
'produk', 'ditunggu-tunggu', 'tiba', 'produk', 'asli', 'kualitasnya', 'memuaskan', 'pengiriman', 'cepat', 'harganya', 'juga', 'oke', 'banget'	produk ditunggu-tunggu tiba produk asli kualitas puas kirim cepat harga juga oke banget

3.4. Pembobotan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)

Pembobotan TF-IDF merupakan metode untuk menentukan seberapa penting setiap kata (*term*) dalam dokumen berdasarkan berapa kali kata tersebut muncul secara keseluruhan. *Frequency Term* dan *Reverse Document Frequency* adalah dua bagian pembobotan TF-IDF. (Merinda Lestandy et al., 2021). Berikut persamaan pembobotan TF-IDF. Persamaan 2.

$$TF\text{-}IDF_{ata(t)} = tf_d^t \times \log\left(\frac{N}{df_t}\right) \quad (2)$$

Dimana tf_d^t menunjukkan jumlah istilah t yang ditemukan dalam dokumen d . menunjukkan berapa banyak Dokumen yang terdapat dalam *dataset*.

$[(tf)]^t$ menunjukkan jumlah dokumen yang mengandung istilah t Berikut adalah Tabel 9, yang menunjukkan hasil pembobotan TF-IDF.

Tabel 9. Hasil pembobotan TF-IDF pada 5 kata tertinggi

No	Kata	Frekuensi
1	Di	124.821952
2	Bagus	123.978738
3	Cocok	120.386646
4	Tekstur	114.019158
5	Nya	109.834444

3.5. Pelatihan Model Naïve Bayes Classifier

Naïve Bayes Classifier adalah algoritma machine learning yang sering digunakan untuk klasifikasi teks, terutama analisis sentimen. Selama pelatihan, algoritma ini menghitung probabilitas berdasarkan fitur dalam data latih. Hasil perhitungan menunjukkan sentimen positif lebih dominan, sehingga data uji diklasifikasikan sebagai sentimen positif. Berikut source code untuk melatih model Naïve Bayes menggunakan `MultinomialNB()` dari

scikit-learn, yang dirancang untuk pemodelan data diskrit, terutama dalam pengolahan teks. Model ini dilatih dengan (X_train dan y_train).

3.6. Evaluasi Confusion Matriks

Setelah melakukan analisis sentimen, kinerja model perlu dievaluasi atau diuji untuk memastikan kecocokan model yang digunakan. Peneliti melakukan pengujian menggunakan metode confusion matrix.

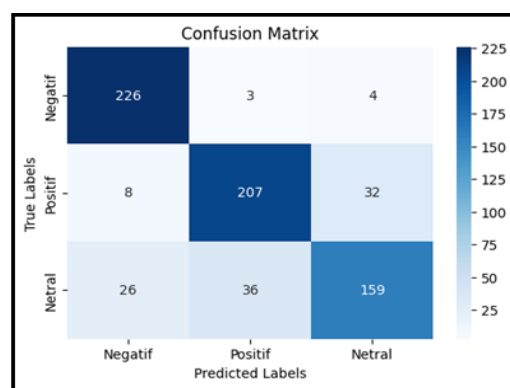
Tabel 10. Hasil Akurasi

	precision	Recall	f1-score	support
Negatif	0.87	0.97	0.92	233
Netral	0.82	0.72	0.76	221
Positif	0.84	0.84	0.84	247
macro avg	0.84	0.84	0.84	701
weighted avg	0.84	0.84	0.84	701

Accuracy 0.84 support 70

Dari hasil evaluasi akurasi Secara keseluruhan, model memiliki akurasi 84% dengan support 70. Model bekerja sangat baik dalam mengklasifikasikan kelas negatif dan positif, tetapi kurang optimal dalam mendeteksi kelas netral. Kelas negatif memiliki performa terbaik dengan precision 0.87 dan recall 0.97, sementara kelas positif menunjukkan keseimbangan yang baik dengan precision dan recall sebesar 0.84. Kelas

netral memiliki recall hanya 0.72, yang berarti banyak sampel netral salah diklasifikasikan sebagai kelas lain. Confusion matrix juga menunjukkan kesalahan ini. Berikut Gambar 4 merupakan hasil visualisasi Confusion Matrix.



Gambar 4. Hasil Evaluasi Confusion Matrix

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan model ini efektif untuk mengidentifikasi sentimen positif, negatif, dan netral. Model berhasil memprediksi 226 sentimen negatif dengan tepat, namun terdapat 3 sentimen positif dan 4 sentimen netral yang terklasifikasi salah sebagai negatif. sentimen positif 207 diprediksi dengan benar, namun ada 8 sentimen negatif dan 32 sentimen netral yang salah diklasifikasikan sebagai positif, dan sentimen netral 159

font menyesuaikan frekuensi kemunculan kata, di mana kata yang lebih sering muncul menggunakan font besar dan kata yang jarang muncul menggunakan font kecil.

Gambar 7 *Word cloud* Positif menunjukkan bahwa pelanggan merasa senang dengan produk atau layanan yang telah mereka terima. Hal ini terlihat dari frekuensi kemunculan kata-kata positif seperti 'bagus', 'cocok', dan 'aman'.

Gambar 8 *Word cloud* Negatif berisi kata-kata seperti 'Palsu', 'tidak ori', 'lengket' yang menunjukkan bahwa pelanggan merasa kecewa dengan produk atau layanan yang mereka terima.

Gambar 9 *Word cloud* Netral berisi kata menunjukkan konsumen memberikan ulasan yang tidak memberikan pujian berlebihan atau kritik yang tajam. Mereka memberikan penilaian yang seimbang terhadap produk atau layanan, dengan mempertimbangkan baik aspek positif maupun negatif.

4. KESIMPULAN

Algoritma Naïve Bayes diterapkan untuk menganalisis sentimen 3.504 ulasan sunscreen azarine dari toko aneka kosmetik kupang di shopee,

dengan akurasi 84% berdasarkan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma ini efektif dalam memahami opini konsumen. Analisis sentimen ini bermanfaat bagi toko untuk mengidentifikasi aspek positif dan negatif ulasan, sehingga dapat meningkatkan layanan, strategi pemasaran, dan pemilihan produk sesuai preferensi pelanggan.

DAFTAR PUSTAKA

- Alfandi Safira, & Hasan, F. N. (2023). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Paylater Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. *ZONasi: Jurnal Sistem Informasi*, 5(1), 59–70. <https://doi.org/10.31849/zn.v5i1.12856>
- Amory, J. D. S., Mudo, M., & J, R. (2025). Transformasi Ekonomi Digital dan Evolusi Pola Konsumsi: Tinjauan Literatur tentang Perubahan Perilaku Belanja di Era Internet. *Jurnal Minfo Polgan*, 14(1), 28–37. <https://doi.org/10.33395/jmp.v14i1.14608>
- Aryanti, D. (2022). Analisis Sentimen Ibukota Negara Baru Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. *Journal of Information System Research (JOSH)*, 3(4), 524–531. <https://doi.org/10.47065/josh.v3i4.1944>
- Ernawati, A., Sari, A. O., Sofyan, S. N., Iqbal, M., & Wijaya, R. F. W. (2023). Implementasi Algoritma Naïve Bayes dalam Menganalisis Sentimen Review Pengguna Tokopedia pada Produk Kesehatan. *Bulletin of Information Technology (BIT)*, 4(4), 533–543.

- <https://doi.org/10.47065/bit.v4i4.1090>
- Irwan Adhi Prasetya, Fadli Sukandiarsyah, Novi Aryani Fitri, & Safri Adam. (2024). Klasifikasi kualitas buah jeruk menggunakan computer vision dengan arsitektur YOLO V8. *Jurnal Pendidikan Informatika dan Sains*, 13(2), 187–201. <https://doi.org/10.31571/saintek.v13i2.8346>
- Khairunnisa, S., Adiwijaya, A., & Faraby, S. A. (2021). Pengaruh Text Preprocessing terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19). *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 5(2), 406. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i2.2835>
- Martantoh, E., & Yanih, N. (2022). Implementasi Metode Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Karakteristik Kepribadian Siswa Di Sekolah MTS Darussa'adah Menggunakan Php Mysql. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi*, 3(2), 166–175. <https://doi.org/10.35957/jtsi.v3i2.2896>
- Merinda Lestandy, Abdurrahim Abdurrahim, & Lailis Syafa'ah. (2021). Analisis Sentimen Tweet Vaksin COVID-19 Menggunakan Recurrent Neural Network dan Naïve Bayes. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 5(4), 802–808. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i4.3308>
- Nafiah, S., Fitraneti, E., Rizal, Y., Primawati, I., & Hamama, D. (2024). *Pengaruh Paparan Sinar Ultraviolet terhadap Kesehatan Kulit dan Upaya Pencegahannya: Tinjauan Literatur*.
- Nafisyah, S., & Sulistiyowati, R. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Produk Toko Online Esrocte untuk Peningkatan Pelayanan Menggunakan Algoritma Naïve Bayer. *Blantika: Multidisciplinary Journal*, 2(8). <https://doi.org/10.57096/blantika.v2i8.189>
- Novitasari, D., Maulana, R., Hastuti, H., & Puspitasari, N. (2024). *pengaruh Ulasan Dan Penilaian Produk Terhadap Keputusan Pembelian Di E-Commerce ShopeE*.
- Rizaldi, R., & Aryanti, R. (2024). *Analisis Sentimen Pengguna Terhadap Aplikasi Indodana Di Google Play Store Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier*. 3(4).
- Salsabila, S. M., Alim Murtopo, A., & Fadhilah, N. (2022). Analisis Sentimen Pelanggan Tokopedia Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Minfo Polgan*, 11(2), 30–35. <https://doi.org/10.33395/jmp.v11i2.11640>
- Sari, D. N., Sari, D. N., Adelia, F., Rosdiana, F., Butar, B. B., & Hariyanto, M. (2020). Analisa Sentimen Terhadap Review Produk Kecantikan Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier. *JIKA (Jurnal Informatika)*, 4(3), 109. <https://doi.org/10.31000/jika.v4i3.3086>
- Wp, D. A., Firizqi, J. D., & Amalia, Z. A. (2024). Analisis Sentimen Produk Skincare Somethinc Niacinamide di Female Daily dengan Naïve Bayes Classifier. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 8(2), 946. <https://doi.org/10.30865/mib.v8i2.7571>