

Analisis Sentimen Kepuasan Pengguna Aplikasi Shopee Berdasarkan Ulasan Google Play Store Menggunakan Metode Naive Bayes

Defrio Yogi Pratama^{1*}, Muhamad Ary Saputra², Zaki Saifullah Rivaldo Dwiputra³, Dika Apriadi⁴

^{1,2,3,4}Universitas Papua, Indonesia

¹defrio.yogi07@gmail.com, ²arysaputra904@gmail.com, ³rivaldodwifebrian@gmail.com,

⁴dikaapriadi256@gmail.com



Histori Artikel:

Diajukan: 19 April 2026

Disetujui: 5 Juli 2026

Dipublikasi: 15 Juli 2026

Kata Kunci:

Analisis Sentimen; Naive Bayes; Text Mining; Shopee; TF-IDF

Digital Transformation

Technology (Digitech) is an Creative Commons License This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis Sentimen kepuasan pengguna aplikasi Shopee berdasarkan ulasan pada Google Play Store menggunakan metode Naive Bayes. Data yang digunakan sebanyak 5.000 ulasan yang dikumpulkan melalui teknik *web scraping*, kemudian diproses melalui tahapan *preprocessing*, pembobotan kata menggunakan TF-IDF, serta klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes. Hasil pengolahan data menunjukkan bahwa terdapat 3.674 ulasan positif (73,52%), 1.169 ulasan negatif (23,30%), dan 157 ulasan netral (3,18%), yang mengindikasikan bahwa sebagian besar pengguna memberikan tanggapan positif terhadap aplikasi Shopee. Selanjutnya, data dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji untuk evaluasi model. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model Naive Bayes memperoleh nilai akurasi sebesar 85%, yang menunjukkan kinerja yang cukup baik dalam mengklasifikasikan Sentimen. Namun, performa model pada kelas netral sangat rendah akibat ketidakseimbangan data, sehingga model cenderung bias terhadap kelas mayoritas. Dengan demikian, metode Naive Bayes dapat digunakan sebagai pendekatan awal dalam analisis Sentimen, namun diperlukan pengembangan lebih lanjut untuk meningkatkan performa model, terutama dalam menangani data yang tidak seimbang.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dalam beberapa tahun terakhir mengalami peningkatan yang sangat pesat, terutama dalam mendukung aktivitas digital masyarakat. Transformasi digital telah mengubah cara manusia dalam berinteraksi dan melakukan kegiatan ekonomi secara lebih efisien (Hussein, 2018). Selain itu, kemajuan teknologi juga mendorong munculnya berbagai layanan berbasis digital yang semakin mempermudah kehidupan sehari-hari (Minaee et al., 2021).

Salah satu bentuk transformasi digital tersebut adalah berkembangnya *e-commerce* yang memungkinkan transaksi jual beli dilakukan secara online. *E-commerce* memberikan kemudahan bagi pengguna dalam mengakses produk dan layanan tanpa batasan ruang dan waktu (Vijay Kotu, 2018). Hal ini juga didukung oleh meningkatnya penggunaan internet dan perangkat mobile di kalangan masyarakat (Sebastian & Akshi Kumar, 2022).

Salah satu platform *e-commerce* yang populer di Indonesia adalah aplikasi Shopee. Aplikasi ini menawarkan berbagai fitur seperti kemudahan transaksi, variasi produk, dan promo menarik yang membuatnya banyak digunakan oleh masyarakat. Tingginya penggunaan aplikasi ini menunjukkan bahwa Shopee memiliki peran penting dalam industri digital saat ini (Statista, 2024).

Seiring dengan meningkatnya jumlah pengguna, kepuasan pengguna menjadi faktor penting dalam menentukan keberhasilan suatu aplikasi. Kepuasan pengguna mencerminkan sejauh mana aplikasi mampu memenuhi kebutuhan dan harapan pengguna (Hussein, 2018). Jika pengguna merasa puas, maka kemungkinan besar mereka akan terus menggunakan aplikasi tersebut dalam jangka panjang (Vijay Kotu, 2018).

Pengguna biasanya mengekspresikan pengalaman mereka melalui ulasan atau review yang diberikan pada platform distribusi aplikasi seperti Google Play Store. Ulasan ini berisi opini, kritik, dan saran yang mencerminkan pengalaman pengguna terhadap aplikasi yang digunakan (Setiawan, 2025). Informasi dalam ulasan tersebut sangat penting sebagai bahan evaluasi bagi pengembang aplikasi (Brawijaya et al., 2025).

Jumlah ulasan yang sangat banyak membuat proses analisis secara manual menjadi tidak efektif dan memerlukan waktu yang lama. Oleh karena itu, diperlukan teknik otomatis untuk mengolah data dalam jumlah besar agar dapat menghasilkan informasi yang relevan secara cepat (Minaee et al., 2021). Teknik pengolahan data teks menjadi solusi dalam memahami opini pengguna secara efisien (Vijay Kotu, 2018).

Salah satu teknik yang digunakan dalam pengolahan data teks adalah analisis Sentimen. Analisis Sentimen merupakan metode untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini atau emosi pengguna ke dalam kategori tertentu seperti positif, negatif, dan netral (Hussein, 2018). Metode ini telah banyak diterapkan dalam

berbagai bidang untuk memahami opini pengguna secara otomatis, terutama pada data ulasan online yang jumlahnya besar dan tidak terstruktur (Liu, 2012). Oleh karena itu, analisis Sentimen banyak digunakan untuk memahami persepsi pengguna terhadap suatu layanan atau produk (Sebastian & Akshi Kumar, 2022).

Dalam analisis Sentimen, diperlukan metode klasifikasi yang mampu mengelompokkan data teks secara akurat. Metode klasifikasi digunakan untuk memprediksi kategori Sentimen berdasarkan pola yang terdapat dalam data (Vijay Kotu, 2018). Pemilihan metode yang tepat akan sangat mempengaruhi hasil analisis yang diperoleh (Minaee et al., 2021).

Salah satu metode yang sering digunakan dalam analisis Sentimen adalah Naive Bayes. Metode ini merupakan algoritma berbasis probabilitas yang sederhana namun efektif dalam klasifikasi teks (Gerliandeva et al., 2024). Selain itu, algoritma Naive Bayes memiliki kemampuan klasifikasi yang cukup tinggi serta efisien dalam mengolah data teks dalam jumlah besar (Budiman, 2026).

Naive Bayes bekerja dengan menggunakan konsep probabilitas untuk menentukan kategori suatu data. Metode ini mampu melakukan klasifikasi dengan cepat serta memiliki performa yang cukup baik dalam berbagai penelitian analisis Sentimen (Hilmi & Indriyanti, 2025). Hal ini menjadikannya sebagai salah satu metode yang populer dalam bidang data mining (Vijay Kotu, 2018).

Beberapa penelitian terbaru menunjukkan bahwa metode Naive Bayes efektif digunakan dalam analisis Sentimen pada berbagai data seperti media sosial dan ulasan aplikasi. Penelitian menunjukkan bahwa metode ini mampu menghasilkan tingkat akurasi yang cukup tinggi dalam mengklasifikasikan Sentimen pengguna (Yudistira & Rahman Isnain, 2025). Oleh karena itu, metode ini dianggap cocok untuk digunakan dalam penelitian ini (Brawijaya et al., 2025).

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini dilakukan untuk menganalisis Sentimen kepuasan pengguna aplikasi Shopee berdasarkan ulasan di Google Play Store menggunakan metode Naive Bayes. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai tingkat kepuasan pengguna serta menjadi bahan evaluasi dalam meningkatkan kualitas layanan aplikasi (Setiawan, 2025). Selain itu, hasil penelitian ini juga diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan penelitian di bidang analisis Sentimen (Minaee et al., 2021).

STUDI LITERATUR

Shopee

Shopee merupakan platform *e-commerce* yang dikembangkan oleh Sea Group dan telah menjadi salah satu marketplace terbesar di Asia Tenggara. Shopee menyediakan fitur ulasan pengguna, rating produk, serta interaksi antara penjual dan pembeli yang menghasilkan data opini dalam jumlah besar. Data ulasan tersebut memiliki nilai penting dalam penelitian karena mencerminkan pengalaman dan tingkat kepuasan pengguna secara langsung terhadap layanan yang diberikan. Oleh karena itu, ulasan pada platform Shopee sering dimanfaatkan sebagai sumber data dalam analisis Sentimen untuk mengevaluasi kualitas layanan berbasis pengguna (Intelligence, 2024).

Analisis Sentimen

Analisis Sentimen merupakan teknik dalam bidang *Natural Language Processing* (NLP) yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini pengguna terhadap suatu objek ke dalam kategori tertentu seperti positif, negatif, dan netral. Metode ini banyak digunakan untuk menganalisis data teks dalam jumlah besar yang berasal dari media sosial, ulasan produk, maupun platform digital lainnya. Dengan memanfaatkan algoritma *machine learning*, analisis Sentimen mampu memberikan informasi yang akurat dan efisien dalam memahami persepsi pengguna. Penelitian terbaru menunjukkan bahwa metode klasifikasi seperti Naive Bayes masih banyak digunakan karena memiliki performa yang cukup baik dan proses komputasi yang sederhana (Minaee et al., 2021).

Text Mining

Text mining merupakan proses استخراج (penggalian) informasi dari data teks yang tidak terstruktur untuk menemukan pola, hubungan, dan pengetahuan yang bermakna. Teknik ini melibatkan beberapa tahapan seperti *data collection*, *preprocessing*, *transformation*, hingga *analysis* menggunakan metode tertentu seperti klasifikasi atau clustering. Dalam perkembangan terbaru, *text mining* banyak digunakan pada data media sosial dan ulasan pengguna karena kemampuannya dalam mengolah data dalam jumlah besar secara otomatis. Penelitian menunjukkan bahwa *text mining* berperan penting dalam mendukung analisis berbasis *Natural Language Processing* (NLP), terutama dalam memahami opini publik dan perilaku pengguna di platform digital (Sandu et al., 2024).

Naive Bayes

Naive Bayes merupakan salah satu algoritma klasifikasi berbasis probabilitas yang menggunakan prinsip Teorema Bayes dengan asumsi bahwa setiap fitur bersifat independen. Algoritma ini banyak digunakan dalam analisis Sentimen karena memiliki keunggulan dalam hal kesederhanaan, kecepatan proses, serta kemampuan

menghasilkan performa yang cukup tinggi meskipun dengan data pelatihan yang relatif kecil. Dalam penelitian terbaru, Naive Bayes terbukti efektif dalam mengklasifikasikan data teks seperti ulasan pengguna dan komentar media sosial dengan tingkat akurasi yang baik, sehingga masih menjadi metode yang populer dalam penelitian *text mining* dan Sentiment analysis (Rifki, Utami, & Harsadi, 2024)

TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency)

TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) merupakan metode pembobotan kata yang digunakan untuk mengukur tingkat kepentingan suatu kata dalam sebuah dokumen terhadap kumpulan dokumen. Metode ini menggabungkan dua komponen utama, yaitu *term frequency* (TF) yang menunjukkan seberapa sering suatu kata muncul dalam dokumen, serta *inverse document frequency* (IDF) yang mengukur seberapa jarang kata tersebut muncul dalam seluruh dokumen. Dalam analisis Sentimen, TF-IDF digunakan untuk mengubah data teks menjadi representasi numerik sehingga dapat diproses oleh algoritma klasifikasi seperti Naive Bayes. Penggunaan TF-IDF terbukti mampu meningkatkan performa model dalam mengidentifikasi pola kata yang relevan pada data teks (Gerliandeva et al., 2024).

Penelitian Terdahulu

Penelitian terkait analisis sentimen telah banyak dilakukan dengan berbagai metode klasifikasi. (Brawijaya et al., 2025) menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk menganalisis ulasan aplikasi WeTV dan memperoleh akurasi di atas 80%, yang menunjukkan bahwa metode ini cukup efektif dalam klasifikasi teks.

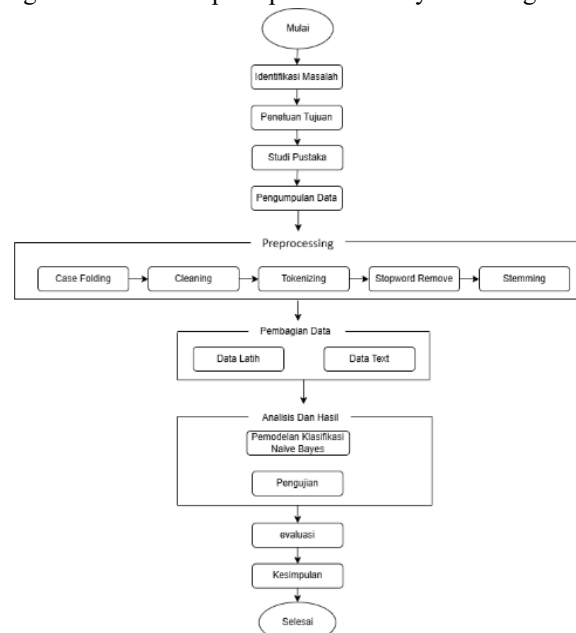
(Gerliandeva et al., 2024) menggabungkan Multinomial Naïve Bayes dengan TF-IDF dan N-gram untuk meningkatkan performa model. Hasil penelitian menunjukkan adanya peningkatan akurasi dibandingkan metode dasar.

Selain itu, (Yudistira & Rahman Isnain, 2025) menerapkan Naive Bayes pada data media sosial dan menemukan bahwa metode ini memiliki keterbatasan pada data yang tidak seimbang.

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa Naïve Bayes merupakan metode yang cukup efektif dalam analisis sentimen, namun performanya sangat dipengaruhi oleh distribusi data.

METODE

Tahapan penelitian yang akan dilakukan pada penelitian ini yaitu sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Identifikasi Masalah

banyaknya ulasan pengguna aplikasi Shopee pada Google Play Store yang sulit dianalisis secara manual karena jumlahnya besar dan tidak terstruktur. Ulasan tersebut mengandung berbagai opini yang memerlukan metode khusus untuk mengklasifikasikan Sentimen secara otomatis ke dalam kategori positif, netral, dan negatif. Selain itu, pelabelan berdasarkan rating belum tentu mencerminkan isi ulasan secara akurat, sehingga diperlukan metode klasifikasi yang efektif dan memiliki tingkat akurasi yang baik untuk mengetahui tingkat kepuasan pengguna secara lebih objektif.

Tujuan Penelitian

menganalisis Sentimen ulasan pengguna aplikasi Shopee pada Google Play Store menggunakan metode Naive Bayes. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan ulasan ke dalam kategori positif, netral, dan negatif secara otomatis, serta mengukur performa model menggunakan metode evaluasi seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mengetahui tingkat kepuasan pengguna berdasarkan hasil analisis Sentimen yang dilakukan.

Studi Pustaka

penelitian ini dilakukan dengan mengkaji berbagai sumber ilmiah seperti jurnal, buku, dan penelitian terdahulu yang berkaitan dengan analisis Sentimen, *text mining*, serta metode klasifikasi Naive Bayes. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa metode Naive Bayes memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan data teks karena sederhana dan efisien. Selain itu, teknik pembobotan TF-IDF juga banyak digunakan untuk mengubah data teks menjadi representasi numerik yang dapat diproses oleh algoritma *machine learning*. Dengan mempelajari penelitian sebelumnya, diperoleh dasar teori dan metode yang relevan untuk mendukung proses analisis Sentimen pada ulasan pengguna aplikasi Shopee.

Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dilakukan sebagai berikut:

a. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan menggunakan teknik *web scraping* terhadap ulasan pengguna aplikasi Shopee pada Google Play Store. Berdasarkan proses tersebut, diperoleh sebanyak **5000 data ulasan** yang terdiri dari atribut username, rating, tanggal ulasan, dan isi komentar. Data kemudian disimpan dalam format CSV untuk memudahkan proses analisis selanjutnya.

```
Jumlah data berhasil diambil: 5000

Contoh data awal:
      ulasan      rating      tanggal
0  makin gasuka sama Shopee ini, sepertinya penip...      1 2026-04-09 21:15:52
1  setiap buka shopee yg nongol dracin tim shopee...      3 2026-04-09 21:12:57
2  mantap...oke...      5 2026-04-09 21:12:48
3  bagus      5 2026-04-09 21:11:37
4  shopee banyak membantu sekali dalam membeli be...      5 2026-04-09 21:10:47
```

Gambar 2. Data ulasan

Pada gambar 2 disajikan contoh data ulasan pengguna aplikasi Shopee yang diperoleh melalui proses *web scraping* dari Google Play Store. Data tersebut terdiri dari beberapa atribut penting seperti username, rating, tanggal ulasan, serta isi komentar yang menjadi sumber utama dalam proses analisis Sentimen.

b. Preprocessing Data

1. Case Folding

Case folding adalah proses mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil (lowercase) untuk menyamakan format penulisan kata. Tujuannya agar tidak ada perbedaan antara kata yang sebenarnya sama tetapi ditulis dengan huruf besar atau kecil, misalnya “Shopee”, “shopee”, dan “SHOPEE” akan dianggap sebagai kata yang sama dalam proses analisis.

```
===== CASE FOLDING =====
      ulasan      case_folding
0  makin mahal ongkir, diskon makin hilang      makin mahal ongkir, diskon makin hilang
1  bagus      bagus
2  beli barang rusak,dan seller mau ngbantu.dari ...      beli barang rusak,dan seller mau ngbantu.dari ...
3  gampang juga mudah      gampang juga mudah
4  tolong dong shopee paketan sayaa tidak di kiri...      tolong dong shopee paketan sayaa tidak di kiri...
5  oke banget gak kelain hati lagi belanja online!      oke banget gak kelain hati lagi belanja online!
6  Semenjak di-update, aplikasi jadi banyak bug. ...      semenjak di-update, aplikasi jadi banyak bug. ...
7  menyenangkan      menyenangkan
8  EKSPEDISI LO SEKARANG LELETTT TERUSSS      ekspedisi lo sekarang lelettt teruss
9  soppe skrng pingiriman lama.      soppe skrng pingiriman lama.
```

Gambar 3. Case Folding

Ilustrasi pada gambar 3 memperlihatkan hasil proses case folding, yaitu tahap awal *preprocessing* yang mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil. Proses ini bertujuan untuk menyeragamkan penulisan kata agar tidak terjadi perbedaan makna akibat variasi penggunaan huruf kapital.

2. Cleaning

Cleaning adalah tahap pembersihan teks dari elemen yang tidak diperlukan seperti tanda baca, angka, simbol, URL, emotikon, atau karakter khusus lainnya. Proses ini bertujuan untuk menghilangkan noise dalam data sehingga teks yang dianalisis menjadi lebih bersih dan relevan.

```

===== CLEANING =====
0         makin mahal ongkir, diskon makin hilang          cleaning
1         bagus                                             cleaning
2 beli barang rusak,dan seller mau ngbantudari ...      beli barang rusakdan seller mau ngbantudari ap...
3         gampang juga mudah                             gampang juga mudah
4 tolong dong shopee paketan sayaa tidak di kiri...      tolong dong shopee paketan sayaa tidak di kiri...
5 oke banget gak kelain hati lagi belanja online!       oke banget gak kelain hati lagi belanja online
6 semenjak di-update, aplikasi jadi banyak bug. ...     semenjak diupdate aplikasi jadi banyak bug ban...
7         menyenangkan                                    menyenangkan
8 ekspedisi lo sekarang lelettt teruss                 ekspedisi lo sekarang lelettt teruss
9         soppe skrng pingiriman lama.                   soppe skrng pingiriman lama

```

Gambar 4. Cleaning

Melalui gambar 4 dapat dilihat hasil dari proses cleaning yang dilakukan untuk menghilangkan elemen-elemen yang tidak diperlukan dalam teks. Tahap ini berperan penting dalam membersihkan data dari noise seperti tanda baca, angka, dan simbol sehingga teks menjadi lebih terstruktur.

3. Tokenizing

Tokenizing adalah proses memecah teks atau kalimat menjadi bagian-bagian kecil yang disebut token, biasanya berupa kata. Misalnya kalimat “saya belanja di shopee” akan dipecah menjadi [“saya”, “belanja”, “di”, “shopee”], sehingga memudahkan proses analisis selanjutnya.

```

===== TOKENIZING =====
0         makin mahal ongkir diskon makin hilang          cleaning
1         bagus                                             cleaning
2 beli barang rusakdan seller mau ngbantudari ap...      beli barang rusakdan seller mau ngbantudari ap...
3         gampang juga mudah                             gampang juga mudah
4 tolong dong shopee paketan sayaa tidak di kiri...      tolong dong shopee paketan sayaa tidak di kiri...
5 oke banget gak kelain hati lagi belanja online!       oke banget gak kelain hati lagi belanja online
6 semenjak diupdate aplikasi jadi banyak bug ban...     semenjak diupdate aplikasi jadi banyak bug ban...
7         menyenangkan                                    menyenangkan
8 ekspedisi lo sekarang lelettt teruss                 ekspedisi lo sekarang lelettt teruss
9         soppe skrng pingiriman lama.                   soppe skrng pingiriman lama

```

Gambar 5. Tokenizing

Pada gambar 5 dijelaskan proses tokenizing, yaitu pemecahan kalimat menjadi unit-unit kata yang lebih kecil. Proses ini mempermudah sistem dalam mengidentifikasi setiap kata yang terdapat dalam teks untuk dianalisis lebih lanjut.

4. Stopword Removal

Stopword removal adalah proses menghapus kata-kata umum yang sering muncul tetapi tidak memiliki makna penting dalam analisis, seperti “dan”, “di”, “yang”, atau “ke”. Dengan menghilangkan kata-kata ini, sistem dapat lebih fokus pada kata-kata yang memiliki nilai informasi penting.

```

===== STOPWORD REMOVAL =====
0         [makin, mahal, ongkir, diskon, makin, hilang]    tokenizing
1         [bagus]                                           tokenizing
2 [beli, barang, rusakdan, seller, mau, ngbantud...      [beli, barang, rusakdan, seller, mau, ngbantud...
3         [gampang, juga, mudah]                           [gampang, juga, mudah]
4 [tolong, dong, shopee, paketan, sayaa, tidak, ...      [tolong, dong, shopee, paketan, sayaa, tidak, ...
5 [oke, banget, gak, kelain, hati, lagi, belanja...      [oke, banget, gak, kelain, hati, lagi, belanja...
6 [semenjak, diupdate, aplikasi, jadi, banyak, b...      [semenjak, diupdate, aplikasi, jadi, banyak, b...
7         [menyenangkan]                                    [menyenangkan]
8 [ekspedisi, lo, sekarang, lelettt, teruss]            [ekspedisi, lo, sekarang, lelettt, teruss]
9         [soppe, skrng, pingiriman, lama]                 [soppe, skrng, pingiriman, lama]

```

Gambar 6. Stopword Removal

Gambar 6 memperlihatkan hasil penghapusan kata-kata umum atau stopwords yang tidak memiliki makna signifikan dalam analisis Sentimen. Dengan menghilangkan kata-kata tersebut, informasi penting dalam teks menjadi lebih terfokus.

5. Stemming

Stemming adalah proses mengubah kata menjadi bentuk dasarnya dengan menghilangkan imbuhan seperti awalan, akhiran, atau sisipan. Contohnya kata “membeli”, “dibeli”, dan “pembelian” akan diubah menjadi kata dasar “beli”, sehingga membantu menyederhanakan variasi kata dalam analisis teks.

```

===== STEMMING =====
0         [makin, mahal, ongkir, diskon, makin, hilang]    stopword
1         [bagus]                                           stopword
2 [beli, barang, rusakdan, seller, mau, ngbantud...      [beli, barang, rusakdan, seller, mau, ngbantud...
3         [gampang, mudah]                                  [gampang, mudah]
4 [dong, shopee, paket, sayaa, kirim, gagalin, ...      [dong, shopee, paket, sayaa, kirim, gagalin, k...
5 [oke, banget, gak, lain, hati, belanja, online]        [oke, banget, gak, lain, hati, belanja, online]
6 [semenjak, diupdate, aplikasi, jadi, banyak, b...      [semenjak, diupdate, aplikasi, jadi, banyak, b...
7         [menyenangkan]                                    [senang]
8 [ekspedisi, lo, sekarang, lelettt, teruss]            [ekspedisi, lo, sekarang, lelettt, teruss]
9         [soppe, skrng, pingiriman, lama]                 [soppe, skrng, pingiriman, lama]

```

Gambar 7. Stemming

Pada gambar 7 ditampilkan proses stemming yang bertujuan untuk mengubah kata menjadi bentuk dasarnya. Tahap ini membantu dalam menyederhanakan variasi kata sehingga memudahkan proses pengolahan dan analisis data teks.

Analisis Klasifikasi

Pada tahap analisis dalam penelitian ini, metode klasifikasi yang digunakan adalah algoritma Naive Bayes. Jenis Naive Bayes yang digunakan adalah *Multinomial Naive Bayes*, yang cocok untuk data teks yang direpresentasikan dalam bentuk frekuensi atau bobot kata seperti TF-IDF. Metode ini bekerja dengan menghitung probabilitas kemunculan kata dalam setiap kelas dan menentukan kelas dengan probabilitas tertinggi sebagai hasil klasifikasi.

Pada tahap ini, data yang telah melalui proses pengambilan data (*scraping*), *preprocessing*, dan pelabelan kemudian diolah menggunakan algoritma Naive Bayes. Model akan mempelajari pola dari data latih dan mengklasifikasikan data ke dalam tiga kategori Sentimen, yaitu positif, netral, dan negatif.

Secara umum, persamaan Naive Bayes dapat dituliskan sebagai berikut:

$$P(C|X) = \frac{P(C|X) P(C)}{P(X)} \quad (1)$$

Keterangan :

X : Data yang akan diklasifikasikan

C : Kelas atau kategori (positif, netral, negatif)

P(C|X) : Probabilitas data termasuk ke dalam kelas tertentu (posterior)

P(C) : Probabilitas awal dari suatu kelas (prior)

P(X|C) : Probabilitas kemunculan data berdasarkan kelas (likelihood)

P(X) : Probabilitas keseluruhan data (evidence)

Persamaan tersebut menunjukkan bahwa probabilitas suatu data masuk ke dalam kelas tertentu diperoleh dari hasil perkalian antara probabilitas awal kelas dengan kemungkinan kemunculan data pada kelas tersebut, kemudian dibagi dengan probabilitas keseluruhan data.

Dalam proses klasifikasi teks, setiap kata dalam dokumen akan dihitung kemunculannya untuk menentukan peluang suatu kelas. Pada penelitian ini, proses konversi teks menjadi bentuk numerik dilakukan menggunakan metode TF-IDF, sehingga data dapat diproses oleh algoritma Naive Bayes.

Tahapan dalam penerapan Naive Bayes pada penelitian ini meliputi:

1. Menghitung probabilitas masing-masing kelas berdasarkan data latih.
2. Melakukan proses pelatihan (training) untuk mengenali pola data.
3. Melakukan pengujian (testing) menggunakan data uji untuk memprediksi label Sentimen.

Pengujian

Pada tahap ini, implementasi dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan bantuan beberapa *library*, seperti *scikit-learn* (*sklearn*) untuk proses klasifikasi menggunakan algoritma Multinomial Naive Bayes, *pandas* untuk pengolahan data, serta *numpy* untuk komputasi numerik. Selain itu, ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF dilakukan dengan memanfaatkan *TfidfVectorizer* dari *library* *scikit-learn*.

Pengujian dilakukan menggunakan confusion matrix yang menghasilkan beberapa metrik evaluasi, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

Berikut rumus yang digunakan:

Accuracy:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

Precision:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

Recall:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

F1-Score:

$$F1 = \frac{2 \cdot Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

Keterangan:

- TP (True Positive) : data positif yang terklasifikasi dengan benar
- TN (True Negative) : data negatif yang terklasifikasi dengan benar
- FP (False Positive) : data negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif
- FN (False Negative) : data positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif

Evaluasi

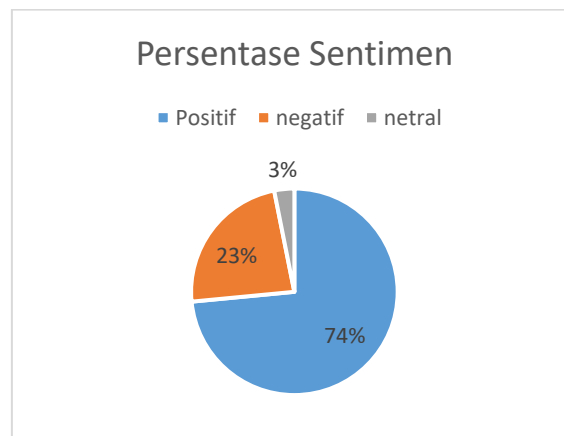
Tahap evaluasi bertujuan untuk mengukur tingkat kinerja model dalam mengklasifikasikan data Sentimen. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model dengan data sebenarnya menggunakan data uji (testing data).

Melalui proses ini dapat diketahui seberapa baik model Naive Bayes dalam mengenali pola Sentimen pada ulasan pengguna, yang ditunjukkan melalui nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Semakin tinggi nilai yang diperoleh, maka semakin baik performa model dalam melakukan klasifikasi.

HASIL

Pembersihan data dilakukan pada tahap *preprocessing* teks. Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa ulasan pengguna aplikasi Shopee yang diperoleh dari Google Play Store. Ulasan tersebut kemudian diklasifikasikan ke dalam tiga kategori Sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral.

Berdasarkan hasil pengolahan data, diperoleh total sebanyak 5.000 ulasan, yang terdiri dari 3.674 ulasan positif (73,52%), 1.169 ulasan negatif (23,30%), dan 157 ulasan netral (3,18%). Hasil ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memberikan tanggapan positif terhadap aplikasi Shopee, yang menandakan tingkat kepuasan pengguna yang cukup tinggi dibandingkan dengan Sentimen negatif dan netral.



Gambar 8. Persentase Data Sentimen

Gambar 8 menunjukkan distribusi data Sentimen berdasarkan hasil pelabelan dari rating pengguna. Dapat dilihat bahwa data dengan kelas negatif sebesar 23%, kelas netral sebesar 3%, dan kelas positif sebesar 74%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa mayoritas ulasan pengguna cenderung berada pada kategori positif, yang mengindikasikan bahwa sebagian besar pengguna merasa puas terhadap layanan aplikasi yang digunakan.

Data yang telah melalui tahap *preprocessing* kemudian diubah menjadi representasi vektor menggunakan metode TF-IDF. Selanjutnya, data dibagi menjadi data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20%. Data latih digunakan untuk proses training model, sedangkan data uji digunakan untuk mengukur kinerja model. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma Naive Bayes, di mana model dilatih menggunakan data latih dan kemudian diuji menggunakan data uji untuk menghasilkan prediksi Sentimen.

Pada Algoritme Naive Bayes, data yang telah di split kemudian di train dan di test langsung yang mendapatkan hasil akhir berupa akurasi sebesar 85%. Hasil dari klasifikasi menggunakan Algoritme Naive Bayes dapat dilihat pada Gambar.

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.82	0.61	0.70	244
netral	0.00	0.00	0.00	35
positif	0.86	0.98	0.92	721
accuracy			0.85	1000
macro avg	0.56	0.53	0.54	1000
weighted avg	0.82	0.85	0.83	1000

Gambar 9. Hasil Pengujian

Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh nilai akurasi sebesar 85% yang menunjukkan bahwa model Naive Bayes memiliki kinerja yang cukup baik dalam mengklasifikasikan Sentimen ulasan pengguna. Nilai akurasi ini mengindikasikan bahwa sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model. Namun demikian, akurasi tidak sepenuhnya mencerminkan performa model secara keseluruhan, terutama pada kondisi data yang tidak seimbang. Hal ini disebabkan karena model cenderung lebih mudah memprediksi kelas dengan jumlah data yang lebih besar dibandingkan kelas dengan jumlah data yang lebih sedikit.

Hasil evaluasi lebih lanjut menunjukkan bahwa performa model pada kelas positif tergolong sangat baik, dengan nilai precision sebesar 0,86, recall sebesar 0,98, dan F1-score sebesar 0,92. Tingginya performa pada kelas positif dipengaruhi oleh dominasi jumlah data pada kelas tersebut, sehingga model memiliki lebih banyak pola yang dapat dipelajari.

Pada kelas negatif, diperoleh nilai precision sebesar 0,82, recall sebesar 0,61, dan F1-score sebesar 0,70. Hasil ini menunjukkan bahwa model masih mampu mengklasifikasikan data negatif dengan cukup baik, meskipun performanya lebih rendah dibandingkan kelas positif. Hal ini disebabkan oleh variasi kata pada ulasan negatif yang cenderung lebih beragam, sehingga model mengalami kesulitan dalam mengenali pola yang konsisten.

Sementara itu, pada kelas netral, model tidak mampu melakukan klasifikasi dengan baik, yang ditunjukkan dengan nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 0,00. Kondisi ini disebabkan oleh ketidakseimbangan distribusi data (data imbalance), di mana jumlah data netral jauh lebih sedikit dibandingkan kelas positif dan negatif. Selain itu, karakteristik teks netral yang cenderung ambigu dan tidak memiliki kata dengan polaritas yang kuat juga menyulitkan model dalam membedakan kelas tersebut.

Berdasarkan confusion matrix, dapat diketahui bahwa model memiliki performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan kelas positif dengan jumlah prediksi benar yang tinggi. Pada kelas negatif, model juga mampu mengklasifikasikan dengan cukup baik, meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi ke kelas positif. Kesalahan ini menunjukkan bahwa beberapa ulasan negatif memiliki kata-kata yang mirip dengan ulasan positif, sehingga menyebabkan model mengalami kesalahan dalam proses klasifikasi.

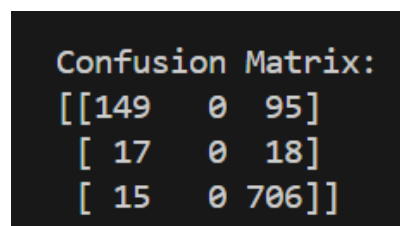
Lebih lanjut, tidak adanya prediksi pada kelas netral menunjukkan bahwa model sepenuhnya mengabaikan kelas tersebut dan lebih cenderung mengklasifikasikan data ke dalam kelas mayoritas. Fenomena ini dikenal sebagai bias terhadap kelas dominan (majority class bias), yang umum terjadi pada data dengan distribusi tidak seimbang.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diperlukan teknik penanganan data tidak seimbang seperti oversampling, undersampling, atau penggunaan metode lain yang lebih robust terhadap data imbalance. Selain itu, penggunaan algoritma lain seperti Support Vector Machine (SVM) atau Random Forest juga dapat menjadi alternatif untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan seluruh kelas dengan lebih baik.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode Naive Bayes cukup efektif dalam mengklasifikasikan Sentimen ulasan pengguna aplikasi Shopee, terutama pada kelas dengan jumlah data yang dominan. Meskipun model memiliki keterbatasan dalam mengenali kelas netral, performa yang dihasilkan tetap menunjukkan bahwa metode ini layak digunakan sebagai pendekatan awal dalam analisis Sentimen.

Confusion Matrix

Untuk mengetahui kinerja model secara lebih rinci, digunakan confusion matrix yang menunjukkan perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi model.



[[149	0	95]
[17	0	18]
[15	0	706]]

Gambar 10. Confusion Matrix

Tabel 1. Confusion Matrix

Kelas Aktual	Prediksi Negatif	Prediksi Netral	Prediksi Positif
Negatif	149	0	95
Netral	17	0	18
Positif	15	0	706

Berdasarkan confusion matrix di atas, dapat dilihat bahwa model memiliki performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan kelas positif, ditunjukkan dengan jumlah prediksi benar sebanyak 706 data. Selain itu, pada kelas negatif, model juga mampu mengklasifikasikan dengan cukup baik dengan 149 prediksi benar, meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi ke kelas positif sebanyak 95 data.

Namun, pada kelas netral, model tidak mampu melakukan klasifikasi dengan baik karena tidak ada satu pun data yang berhasil diprediksi sebagai netral. Sebagian besar data netral justru diklasifikasikan ke dalam kelas negatif dan positif. Hal ini menyebabkan nilai precision, recall, dan F1-score pada kelas netral menjadi sangat rendah.

Kondisi tersebut menunjukkan bahwa model cenderung bias terhadap kelas mayoritas, yaitu kelas positif, yang memiliki jumlah data paling banyak. Ketidakseimbangan data (data imbalance) ini menjadi salah satu faktor utama yang mempengaruhi kinerja model, khususnya dalam mengenali kelas dengan jumlah data yang sedikit seperti kelas netral.

PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil pengujian, model Naive Bayes menunjukkan performa yang cukup baik dengan akurasi sebesar 85%. Hasil ini menunjukkan bahwa metode Naive Bayes mampu mengklasifikasikan Sentimen dengan cukup efektif, terutama pada kelas dengan jumlah data dominan seperti kelas positif.

Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, hasil yang diperoleh dalam penelitian ini tidak jauh berbeda, di mana metode Naive Bayes umumnya menghasilkan akurasi di atas 80% pada kasus analisis Sentimen.

Namun, penelitian ini juga menunjukkan kelemahan pada kelas netral akibat ketidakseimbangan data. Hal ini sejalan dengan penelitian terdahulu yang menyatakan bahwa Naive Bayes sensitif terhadap distribusi data yang tidak seimbang. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan lebih lanjut seperti teknik balancing data atau penggunaan metode klasifikasi lain untuk meningkatkan performa model.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, Metode Naive Bayes dalam penelitian ini menunjukkan kinerja yang cukup baik dalam menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Shopee dengan tingkat akurasi sebesar 85%. Hasil analisis juga menunjukkan bahwa mayoritas ulasan termasuk dalam kategori positif, yang mengindikasikan tingkat kepuasan pengguna yang tinggi. Meskipun demikian, model masih memiliki keterbatasan dalam mengklasifikasikan kelas netral akibat ketidakseimbangan distribusi data, sehingga cenderung bias terhadap kelas mayoritas dan menyebabkan performa pada kelas netral menjadi rendah. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan lebih lanjut, seperti penerapan teknik penyeimbangan data atau penggunaan metode klasifikasi lain untuk meningkatkan kinerja model secara keseluruhan.

REFERENSI

- Brawijaya, W., Umam, K., Nur'aini, S., & Handayani, M. R. (2025). Sentiment Analysis on WeTV Application Reviews Using Naïve Bayes: A Study of Preprocessing, Balancing, and Model Performance. *JUSIFO (Jurnal Sistem Informasi)*, 11(1), 43–52. <https://doi.org/10.19109/jusifo.v11i1.27925>
- Budiman, F. (2026). *Optimizing Feature Extraction for Naïve Bayes Sentiment Analysis*. 10(1), 619–629.
- Gerliandeva, A., Chrisnanto, Y., & Ashaury, H. (2024). Optimasi Klasifikasi Sentimen pada Komentar Online menggunakan Multinomial Naïve Bayes dan Ekstraksi Fitur TF-IDF serta N-grams. *Jurnal Pekommas*, 9(2), 260–272. <https://doi.org/10.56873/jpkm.v9i2.5585>
- Hilmi, F. H., & Indriyanti, A. dwi. (2025). Sentiment Analysis of 2024 Election Fraud Using SVM and Naïve Bayes Algorithms. *Journal of Emerging Information Systems and Business Intelligence (JEISBI)*, Vol. 5.
- Hussein, D. M. E. D. M. (2018). A survey on sentiment analysis challenges. *Journal of King Saud University - Engineering Sciences*, 30(4), 330–338. <https://doi.org/10.1016/j.jksues.2016.04.002>
- Intelligence, M. (2024). *E-commerce Market in Indonesia – Growth, Trends, Forecast*. Diambil dari <https://www.mordorintelligence.com/industry-reports/indonesia-ecommerce-market>
- Liu, B. (2012). *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Diambil dari <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-031-02145-9>
- Minace, S., Kalchbrenner, N., Cambria, E., Nikzad, N., Chenaghlu, M., & Gao, J. (2021). *Deep Learning Based Text Classification: A Comprehensive Review*. 54(3). Diambil dari <http://arxiv.org/abs/2004.03705>
- Rifki, M. H., Utami, Y. R. W., & Harsadi, P. (2024). Text Mining Untuk Analisis Sentimen Review Film Menggunakan Algoritma K-Means. *Techno.Com*, 7(2). <https://doi.org/10.33633/tc.v16i1.1263>
- Sandu, A., Cotfas, L.-A., & Stănescu Delcea, A. C. (2024). *Analisis Bibliometrik Penambangan Teks: Menjelajahi Penggunaan Pemrosesan Bahasa Alami dalam Penelitian Media Sosial*. Diambil dari <https://www.mdpi.com/2076-3417/14/8/3144>
- Sebastian, T. M., & Akshi Kumar. (2022). Sentiment Analysis of Twitter. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 10(12), 621–627.

- <https://doi.org/10.22214/ijraset.2022.47954>
- Setiawan, B. (2025). A Review of Sentiment Analysis Applications in Indonesia Between 2023-2024. *Journal of Information Engineering and Educational Technology*, 8(2), 71–83. <https://doi.org/10.26740/jieet.v8n2.p71-83>
- Statista. (2024). E-commerce market share and user statistics. Diambil dari <https://www.statista.com/topics/871/online-shopping/>
- Vijay Kotu, B. D. (2018). *Data Science: Concepts and Practice*. Diambil dari https://openlibrary.org/books/OL26832086M/Data_Science_Concepts_and_Practice?
- Yudistira, F., & Rahman Isnain, A. (2025). Analisis Sentimen Terhadap Seleksi CPNS Tahun 2024 Berbasis Media Sosial X Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Sentiment Analysis Of The 2024 Cpns Selection Based On Social Media X Using The Naïve Bayes Algorithm. *Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia (JPTI)*, 5(3), 887–897. Diambil dari <https://doi.org/10.52436/1.jpti.731>