

Perbandingan Tingkat Akurasi Algoritma *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* Dalam Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi *ShopeePay* Pada *Google Play Store*

Hilmi Ammar, Fadli Al Gani, Muhammad Rifansyah, & Firman Noor Hasan*

Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri dan Informatika
Universitas Muhammadiyah Prof. DR. HAMKA, Jl. Tanah Merdeka No. 6, Jakarta Timur,
DKI Jakarta, Indonesia.

Email: hilmixammar@gmail.com, fadliagani17@gmail.com, mrifansyah20@gmail.com,
firman.noorhasan@uhamka.ac.id

Corresponding author: firman.noorhasan@uhamka.ac.id

Abstrak

Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi *ShopeePay* menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan *SVM* dengan data yang diperoleh melalui web scraping. Dari 1500 data yang diperoleh melalui scraping, 63 data kosong dihapus pada proses cleaning sehingga menyisakan 1437 data. Data ini kemudian dibagi menjadi set latih (1149 data) dan set uji (288 data). Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* mencapai accuracy 84.38%, precision 79.73%, recall 88.72%, dan *F1-score* 83.99%, sementara algoritma *Support Vector Machine (SVM)* mencapai accuracy 80.56%, precision 84.07%, recall 71.43%, dan *F1-score* 77.24%. Secara keseluruhan, *Naïve Bayes* memiliki performa lebih baik dibandingkan *Support Vector Machine*, terutama *Naïve Bayes* lebih unggul dalam deteksi sentimen positif, sedangkan *SVM* lebih baik dalam deteksi sentimen negatif. Visualisasi data menunjukkan dari 1437 pengguna, sekitar 52,7% memberikan ulasan positif dan 47,3% ulasan negatif, dengan distribusi rating yang beragam dari pengguna. Berdasarkan distribusi ini, pengalaman pengguna aplikasi *ShopeePay* dapat dikategorikan sebagai dominan positif, dengan selisih 5,4% yang menunjukkan perbedaan antara 52,7% ulasan positif dan 47,3% ulasan negatif dari para pengguna aplikasi *ShopeePay*.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, *Shopeepay*, *Support Vector Machine*, *Naïve Bayes*, *Google Play Store*

Abstract

This research aims to analyze user sentiment towards the *ShopeePay* application using the *Naïve Bayes* and *SVM* algorithms with data obtained through web scraping. Of the 1500 data obtained through scraping, 63 empty data were removed in the cleaning process, leaving 1437 data. This data was then divided into a training set (1149 data) and a test set (288 data). The results showed that the *Naïve Bayes* algorithm achieved an accuracy of 84.38%, a precision of 79.73%, a recall of 88.72%, and an *F1-score* of 83.99%, while the *Support Vector Machine (SVM)* algorithm achieved an accuracy of 80.56%, a precision of 84.07%, a recall of 71.43%, and an *F1-score* of 77.24%. Overall, *Naïve Bayes* performed better than *Support Vector Machine*, especially *Naïve Bayes* was superior in detecting positive sentiment, while *SVM* was better in detecting negative sentiment. Data visualization shows that out of 1437 users, around 52.7% gave positive reviews and 47.3% negative reviews, with a diverse rating distribution from users. Based on this distribution, the *ShopeePay* application user experience can be categorized as predominantly positive, with a difference of 5.4% indicating the difference between 52.7% positive reviews and 47.3% negative reviews from *ShopeePay* application users.

Keywords: Sentiment Analysis, *Shopeepay*, *Support Vector Machine*, *Naïve Bayes*, *Google Play Store*

1. PENDAHULUAN

Teknologi informasi telah menjadi kebutuhan yang terus meningkat seiring berjalannya waktu. Kemajuan pesat dalam teknologi informasi dan perkembangan digital telah membawa perubahan signifikan di hampir semua aspek kehidupan [1] termasuk dalam bidang pembayaran elektronik atau istilah cashless. Cashless adalah istilah di bidang finansial yang digunakan untuk mendeskripsikan transaksi keuangan yang tidak lagi melibatkan penggunaan uang tunai, baik dalam bentuk koin maupun uang kertas [2]. Istilah ini merujuk pada kelompok masyarakat yang beralih menggunakan uang elektronik dalam melakukan transaksi keuangan [3]. Adopsi pembayaran cashless ini dianggap lebih praktis, aman, dan efisien dalam mendukung kebutuhan masyarakat modern yang semakin mengedepankan kemudahan dan kenyamanan [4].

Berbicara mengenai cashless, terdapat berbagai macam platform pembayaran digital yang populer di Indonesia. Platform-platform ini, seperti ShopeePay, OVO, GoPay, dan Dana memudahkan masyarakat dalam melakukan transaksi tanpa uang tunai. Kehadiran berbagai layanan ini menunjukkan peningkatan adopsi teknologi keuangan digital di Indonesia [5].

Salah satu aplikasi dompet digital dan pembayaran cashless yang populer di Google Play Store adalah ShopeePay. ShopeePay adalah layanan dompet elektronik yang dikeluarkan oleh perusahaan Shopee untuk memfasilitasi transaksi di platform Shopee. ShopeePay memudahkan pengguna untuk transaksi praktis dan aman di aplikasi Shopee maupun di merchant lain. ShopeePay hadir sejak Februari 2024 dengan fitur-fitur menarik seperti transfer gratis ke bank hingga pembayaran QRIS. Pengguna juga bisa menikmati promo cashback dan diskon untuk transaksi yang lebih hemat [6].

Analisis upaya untuk peningkatan atau pemeliharaan layanan pelanggan sangat penting untuk memastikan kelangsungan operasi perusahaan [1]. Keberhasilan sebuah aplikasi tidak hanya dilihat dari jumlah pengguna tetapi juga dari tingkat kepuasan pengguna. Oleh karena itu, penting untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna agar dapat memberikan pemahaman

tentang tingkat kepuasan dan permasalahan yang dialami [7]. Analisis sentimen sendiri bertujuan untuk mengenali bagaimana sebuah sentimen diekspresikan dalam teks dan mengklasifikasikan sentimen tersebut ke dalam kategori positif atau negatif. [8]. Dengan demikian, hasil analisis ini dapat menjadi acuan bagi pengembang dalam mengidentifikasi kebutuhan pengguna, memperbaiki fitur yang kurang optimal sehingga dapat meningkatkan kepuasan pengguna [9].

Beberapa penelitian tentang analisis sentimen pada aplikasi Google Playstore sudah dilakukan sebelumnya. Dalam penelitian yang dilakukan oleh Ayu Sri Rahayu Mail, Ahmad Fauzi dan Rahmat berjudul *Komparasi Algoritma Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM) Pada Analisis Sentimen Spotify*. Hasil dari penelitian ini menunjukkan algoritma Naïve Bayes memberikan kinerja lebih baik dibandingkan dengan algoritma Support Vector Machine (SVM) dalam klasifikasi sentimen pada aplikasi Spotify. Hal ini dikarenakan Naïve Bayes melakukan pencarian bobot dengan menghitung probabilitas data, yang menghasilkan akurasi sebesar 86,4%. Sementara itu, SVM menghasilkan akurasi sebesar 84% [10].

Berdasarkan uraian diatas, penelitian ini bertujuan memberikan pemahaman mengenai penerapan analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan aplikasi ShopeePay dengan membandingkan tingkat akurasi antara algoritma Naïve Bayes dan SVM. Ulasan tersebut diklasifikasikan ke dalam kategori positif dan negatif, kemudian kedua algoritma ini dibandingkan untuk menentukan mana yang lebih unggul dalam menganalisis sentimen pengguna.

2. DASAR TEORI

2.1 Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan salah satu teknik dalam pemrosesan teks yang bertujuan untuk mengekstrak informasi dari teks berbasis opini, seperti ulasan produk, komentar media sosial, atau artikel berita, dengan tujuan mengidentifikasi sentimen yang terkandung di dalamnya, apakah positif, negatif, atau netral [11].

2.2 ShoopePay

ShoopePay merupakan salah satu layanan dompet digital yang ditawarkan oleh Shopee. Layanan ini memungkinkan pengguna untuk melakukan berbagai transaksi secara online dengan berbagai fitur seperti pembayaran tagihan, transfer uang, dan cashback yang menarik perhatian banyak pengguna [6]. Shopee sendiri menjadi satu-satunya e-commerce yang membuka layanan dompet digital milik sendiri pada aplikasinya [12]. Kini, Shopee telah meluncurkan aplikasi terpisah pada layanan belanja online yakni bernama ShoopePay yang kini tersedia pada google playstore. ShoopePay kini menjadi salah satu metode pembayaran paling populer di Indonesia berkat integrasinya dengan platform belanja online Shopee yang memudahkan pengguna dalam berbelanja dan menawarkan berbagai keuntungan, seperti diskon dan promosi.

2.3 Text Mining

Merupakan proses ekstraksi data berbasis teks, di mana sumber datanya umumnya berasal dari dokumen dengan tujuan menemukan kata-kata yang mampu menggambarkan isi dokumen tersebut. Hal ini memungkinkan dilakukannya analisis terhadap keterkaitan antar dokumen. Proses ini mengekstraksi informasi dari sumber data dengan mengidentifikasi dan menganalisis data teks yang tidak terstruktur [13].

2.4 Naïve Bayes Classifier

Naive Bayes adalah metode statistik yang memanfaatkan probabilitas untuk mengevaluasi kemungkinan, dengan menganalisis frekuensi dari setiap klasifikasi berdasarkan data pelatihan yang ada [14]. Berikut ini adalah rumus yang digunakan:

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

Keterangan:

$P(Y|X)$: Probabilitas Y berdasarkan data X

$P(X|Y)$: Probabilitas kondisi dari data X

$P(Y)$: Probabilitas awal terjadinya Y

$P(X)$: Probabilitas keseluruhan dari data X.

2.5 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah metode yang digunakan untuk menganalisis data dan mengidentifikasi pola, serta dapat diterapkan dalam proses klasifikasi [15]. Cara kerja SVM adalah mencari hyperplane yang membedakan kategori data dengan jarak

terbesar. Tujuannya adalah menemukan garis atau batas yang memisahkan data dari dua kelas keduanya. Berikut ini adalah rumus SVM:

$$f(x) = w^t x + b = 0 \quad (2)$$

Keterangan:

w: Vektor bobot

x: Vektor fitur

b: Bias

$f(x)$: Fungsi terhadap hyperplane.

SVM mengoptimalkan jarak antara hyperplane dan titik data terdekat dari masing-masing kelas. Dapat dirumuskan dengan syarat:

$$y_i = w^t x_i + b \geq 1 \quad (3)$$

Keterangan:

y_i : Label kelas dari data ke-i

x_i : Representasi atribut dari data ke-i.

2.6 Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan matriks yang digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi dengan menunjukkan jumlah data uji yang benar dan yang salah [11]. Berikut ini adalah rumus yang digunakan untuk pemodelan klasifikasi:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (4)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (5)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (6)$$

$$F1 - Score = \frac{2 \cdot Precision + Recall}{Precision + Recall} \quad (7)$$

Keterangan:

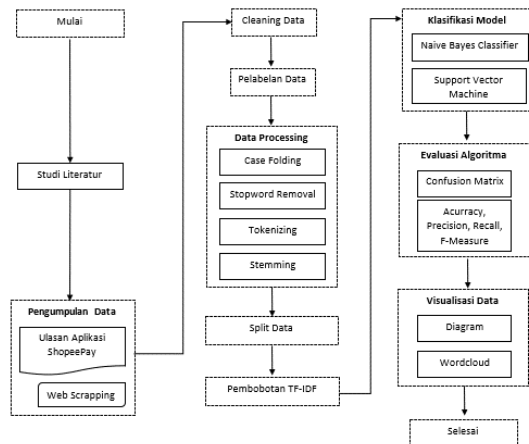
TP = True Positive

TN = True Negative

FP = False Positive

FN = False Negative.

3. METODOLOGI



Gambar 1. Alur Penelitian

Gambar 1 menggambarkan alur penelitian yang dimulai dari studi literatur dan pengumpulan data kemudian diakhiri dengan visualisasi dalam bentuk diagram dan wordcloud.

3.1 Studi Literatur

Studi literatur adalah tahap di mana data dicari dan dikumpulkan dari penelitian sebelumnya yang memiliki topik sejenis. Langkah ini dilakukan untuk mencari dan mendalami informasi terkait metode yang akan digunakan dalam penelitian. Informasi yang diperoleh dari studi ini menjadi landasan teori penelitian [16].

3.2 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan teknik web scraping menggunakan bahasa pemrograman python di *google colab* [17]. Data ulasan yang diperoleh kemudian diolah di *google colab*.

3.3 Pelabelan Data

Pada tahap ini, pelabelan data dilakukan untuk mengkategorikan skor dari data yang telah diperoleh. Pelabelan ini bertujuan untuk membagi data kedalam kelas-kelas sentimen yang akan digunakan dalam penelitian [18].

3.4 Data Processing

Merupakan serangkaian operasi yang dilakukan pada data mentah untuk mengubahnya menjadi informasi yang berguna. Ini meliputi beberapa tahapan, yaitu:

1. Cleaning

Cleaning bertujuan untuk menghapus atau menangani data yang tidak lengkap, data kosong dan tidak bernilai pada dataset. Tujuannya untuk memastikan data yang digunakan lengkap dan akurat.

2. Case Folding

Merupakan tahapan yang bertujuan untuk mengubah semua huruf kapital menjadi huruf kecil semua (lowercase) [19].

3. Stopword Removal

Merupakan tahapan yang bertujuan untuk penghapusan kata-kata umum yang tidak memiliki makna, seperti kata penghubung dan kata-kata lain yang tidak berpengaruh pada proses klasifikasi [20].

4. Tokenizing

Merupakan tahapan untuk pemotongan string kata berdasarkan penyusunan kata tersebut [21].

5. Stemming

Merupakan tahapan yang bertujuan untuk mengidentifikasi kata dasar dari setiap kata yang dihasilkan. Kemudian kata tersebut diubah kembali ke bentuk dasar atau representasi yang serupa [22].

3.5 Split Data

Data yang digunakan akan dipisahkan dengan menggunakan metode pemisahan (split) dengan rasio 80:20, di mana 80% dialokasikan sebagai data latih dan 20% sebagai data uji [23].

3.6 Pembobotan TF-IDF

Pembobotan atau transformasi menggunakan Term Frequency (TF) dan Inverse Document Frequency (IDF), yang biasa dikenal sebagai TF-IDF. Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) merupakan teknik dalam pemrosesan bahasa alami yang digunakan untuk mengukur seberapa penting sebuah kata dalam suatu dokumen [7]. TF digunakan untuk menghitung frekuensi kemunculan suatu kata dalam data, sedangkan IDF menghitung kemunculan setiap token di setiap dokumen [24]. Perhitungannya dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Wdt = tfidt * IDFt \quad (8)$$

Keterangan:

Wdt: bobot kata dalam dokumen ke-d.

tfidt: frekuensi kemunculan kata ke-t dalam dokumen.

IDF: Inverse Document Frequency dari kata ke-t.

$$IDF = \log_2\left(\frac{D}{df}\right) \quad (9)$$

Keterangan:

D: rasio jumlah total dokumen.

df: jumlah dokumen yang mengandung token tertentu.

3.7 Klasifikasi Model

Klasifikasi model yang dilakukan adalah dengan menggunakan dua algoritma berbeda, yaitu naive bayes dan support vector machine. Pada model klasifikasi naive bayes menggunakan multinomial naive bayes sedangkan model klasifikasi support vector machine menggunakan modul SVC dengan kernel linear dari scikit-learn. model ini dilatih menggunakan data dari tfidf_train (berupa ulasan pengguna) dan label target y_train (berupa pelabelan sentimen yang diberikan). Data yang digunakan ini sudah melalui proses teknik TF-IDF untuk menghasilkan model klasifikasi yang akurat.

3.8 Evaluasi Algoritma

Evaluasi algoritma yang dilakukan adalah untuk mengukur kinerja dua model klasifikasi dengan menggunakan confusion matrix untuk melakukan perhitungan accuracy, precision, recall, dan f1-score untuk menilai sejauh mana model dapat mengklasifikasikan ulasan pengguna ke dalam kategori sentimen yang benar. Kemudian classification report digunakan untuk memberikan gambaran tentang performa masing-masing model dalam mengklasifikasikan sentimen. Hasil evaluasi ini digunakan untuk membandingkan efektivitas kedua algoritma dalam klasifikasi sentimen.

3.9 Visualisasi Data

Pada tahap ini, data yang sudah diolah akan divisualisasikan untuk memberikan gambaran yang lebih jelas dan informatif mengenai pola yang ada. Berikut ini adalah beberapa visualisasi yang digunakan untuk memberikan gambaran terkait data yang dianalisis:

1. Diagram

Pada tahap ini, disajikan data berupa distribusi sentimen dengan bentuk diagram pie dan juga diagram batang untuk menampilkan grafik terkait rating 1 sampai dengan 5 terkait ulasan pengguna.

2. Wordcloud

Merupakan metode dalam text mining yang menampilkan kata-kata populer dari data teks. Metode ini memvisualisasikan data teks secara visual yang disesuaikan dengan frekuensinya, semakin sering kata tersebut muncul dalam data, semakin besar ukurannya dalam visualisasi wordcloud [25].

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengumpulan Data

Pada proses ini dilakukan scraping data untuk pengambilan data terkait ulasan pengguna aplikasi ShopeePay dengan menggunakan library python google-play-scraper.

```
from google_play_scraper import Sort, reviews

result, continuation_token = reviews(
    'com.shopeepay.id',
    lang='id',
    country='id',
    sort=Sort.MOST_RELEVANT,
    count=1500,
    filter_score_with=None
)
```

Gambar 2. Script Scraping Data

Gambar 2 merupakan proses scraping data, pada proses ini menggunakan library google-play-scraper untuk mengambil 1.500 ulasan paling relevan dari aplikasi ShopeePay di Google Play Store.

reviewId	userName	userImage	content	score	thumbUpCount	reviewCreatedVersion
afada74d-d69-4409-af65-5c20717b60a7	wong ndeso	https://play-ih.googleusercontent.com/alACg8oc...	Uang saya saldo Shopee pay hilang 1.050.000, n...	1	737	1.11.04
4e40310e-a707-4c29-8a86-afbb7446b0b0	Imas Dewi rahmawati	https://play-ih.googleusercontent.com/alACg8oc...	Tolong dong dipertimbangkan jika pesanan dibatalkan.	1	1	1.15.07
#7207566-72c3-4cf9-b09c-6b0404ba3731e	Rohatul Mulyah	https://play-ih.googleusercontent.com/alACg8oc...	sangat membantu simpel , mudah semoga kedep...	5	81	1.15.07
2907ad53-91e3-45e6-ac70-578257a83993	Wisnu Wibisono	https://play-ih.googleusercontent.com/alACg8oc...	Sering transaksi bayar lebih waktu malah justru.	1	210	1.13.01
06a8d03e-0912-491b-b46c-d8d79b0390d4	Aan Rasyid	https://play-ih.googleusercontent.com/a/ALVU...	Banyak tingkah Pias mau CO voucher.	3	193	1.11.04

Gambar 3. Hasil Scraping Data

Gambar 3 merupakan hasil dari scraping data. sebanyak 1500 dari hasil scraping yang telah dilakukan, data tersebut akan diolah menggunakan google colab.

4.2 Pelabelan Data

Pada tahap ini, dilakukan proses pelabelan untuk mengkategorikan sentimen ulasan berdasarkan rating. Pelabelan dilakukan menggunakan percabangan if else dengan acuan pada atribut skor. Jika skor kurang dari 3, label yang dihasilkan adalah negatif. Jika atribut skor sama dengan 4 atau 5, maka label yang dihasilkan adalah positif [9].

```
def pelabelan(score):
    if score < 3:
        return 'Negatif'
    elif score > 3:
        return 'Positif'
    else: # Jika score == 3
        return 'Negatif'

my_df['Label'] = my_df['score'].apply(pelabelan)
my_df.head(10)
```

Gambar 4. Proses Pelabelan Data

Gambar 4 merupakan script yang digunakan untuk mengkategorikan sentimen berdasarkan rating. Rating di bawah 3 atau sama dengan 3 akan dilabeli sebagai negatif, sedangkan rating di atas 3 dilabeli sebagai positif.

	userName	score	at	content	Label
358	Yesi Rusmiasari	5	2024-10-15 16:45:07	wow...shopee emang the best makin banyak prom...	Postif
1363	Abdul Afan Maulana	5	2024-10-15 16:14:59	cepat mudah dan terpercaya	Postif
1233	Didin Tirtana	5	2024-10-15 15:43:57	aplikasi simple dan terbaik	Postif
1192	Firman Man	5	2024-10-15 15:33:46	Alhamdulillah bagus banget aplikasi ny@ ayok g...	Postif
1102	Irma Dwi	5	2024-10-15 14:09:49	mempermudah suatu transaksi kepada aplikasinya...	Postif
331	Aditya	1	2024-10-15 13:31:58	Promo pinjaman tidak sesuai...padahal sudah m...	Negatif
349	adhirtya putri	2	2024-10-15 13:27:34	saya mau daftar paylater, padahal nomemnya uda...	Negatif
454	Agus Imanuddin	5	2024-10-15 12:39:44	mantap memudahkan sekali membantu dikala sed...	Postif
1485	Intan Putri	5	2024-10-15 12:24:38	baik bgt ya ampun customer service ny kma sa...	Postif
352	Hilmy Dzaky	5	2024-10-15 12:22:29	Aplikasi bagus banget fiturnya lengkap pokokny...	Postif

Gambar 5. Hasil Pelabelan Data

Gambar 4 merupakan hasil pelabelan data yang berupa positif dan negatif. Proses ini akan menambahkan kolom "Label" pada dataset.

4.3 Data Processing

Pada tahap ini, data mentah diproses melalui beberapa langkah untuk diubah menjadi informasi yang berguna. Proses ini terdiri dari beberapa tahap, yaitu:

1. Cleaning

Pada tahap ini, merupakan proses membersihkan data yang tidak bernilai (NaN) atau kosong (null) pada dataset.

```
my_df.isnull().sum()

0
userName    0
score       0
at          0
content     0
Label      63
```

Gambar 6. Proses Cleaning

Gambar 6 merupakan script beserta hasil yang diperoleh dari *cleaning*. Pada proses ini terdapat 63 data yang kosong atau tidak bernilai pada kolom Label. Data yang kosong ini akan dihapus dari dataset.

```
len(my_df.index)

1437
```

Gambar 7. Jumlah Data

Gambar 7 merupakan jumlah data setelah proses *cleaning* yang dilakukan. Pada proses ini terdapat 1437 data bersih dari keseluruhan data sebanyak 1500 setelah melakukan *cleaning*.

2. Case Folding

Pada tahap ini dilakukan perubahan terhadap huruf dalam dataset menjadi huruf kecil semua serta menghapus tanda baca, angka, dan karakter selain huruf alfabet karena tidak berpengaruh pada pemrosesan teks. Untuk perubahan lebih jelas bisa dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Sebelum dan Sesudah Case Folding

Sebelum	Sesudah
Padahal saya Sering belanja member pun sudah platinum tapi pengajuan shopee paylater saya di tolak terus, apa mau mu wahai shopee	padahal saya sering belanja member pun sudah platinum tapi pengajuan shopee paylater saya di tolak terus apa mau mu wahai shopee
Mantap, sangat membantu dan mudah digunakan sebagai alat pembayaran digital	mantap sangat membantu dan mudah digunakan sebagai alat pembayaran digital
Aplikasi ini sangat mudah di gunakan & sangat membantu sekali. Semoga skor kredit saya bisa naik	aplikasi ini sangat mudah di gunakan & sangat membantu sekali semoga skor kredit saya bisa naik

Tabel 1 merupakan hasil dari *case folding* yang dilakukan. Pada proses ini semua huruf akan diubah menjadi huruf kecil semua (*lowercase*) dan karakter selain huruf alfabet akan dihapus.

3. Stopword Removal

Pada tahap ini dilakukan penghapusan kata penghubung yang tidak memberikan makna terhadap proses klasifikasi. Hasil dari stopword removal ini bisa dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Sebelum dan Sesudah Stopword Removal

Sebelum	Sesudah
padahal saya sering belanja member pun sudah platinum tapi pengajuan shopee paylater saya di tolak terus apa mau mu wahai shopee	padahal belanja member platinum pengajuan shopee paylater tolak mu shopee
mantap sangat membantu dan mudah digunakan sebagai alat pembayaran digital	mantap membantu mudah alat pembayaran digital

aplikasi ini sangat mudah di gunakan sangat membantu sekali semoga skor kredit saya bisa naik	aplikasi mudah di membantu semoga skor kredit
---	---

Tabel 2 merupakan hasil dari stopword removal yang telah dilakukan. Data yang digunakan berasal dari tahap case folding. Pada proses ini kata yang tidak memiliki makna seperti kata penghubung akan dihapus.

4. Tokenizing

Pada tahap ini dilakukan pemotongan string kata. Proses ini akan memecah sebuah kalimat menjadi kata-kata terpisah dan pembatas (koma) setiap katanya. Hasil dari tokenizing bisa dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Sebelum dan Sesudah Tokenizing

Sebelum	Sesudah
padahal belanja member platinum pengajuan shopee paylater tolak mu shopee	['padahal', 'belanja', 'member', 'platinum', 'pengajuan', 'shopee', 'paylater', 'tolak', 'mu', 'shopee']
mantap membantu mudah alat pembayaran digital	['mantap', 'membantu', 'mudah', 'alat', 'pembayaran', 'digital']
aplikasi mudah di membantu semoga skor kredit	['aplikasi', 'mudah', 'di', 'membantu', 'semoga', 'skor', 'kredit']

Tabel 3 merupakan hasil dari proses tokenizing yang telah dilakukan. Data yang digunakan berasal dari tahap stopword removal. Pada proses ini memecah teks menjadi potongan kecil berdasarkan penyusunan kata tersebut.

5. Stemming

Pada tahap ini dilakukan proses menemukan kata dasar dari setiap kata yang dihasilkan. Proses ini akan menghilangkan akhiran atau imbuhan sehingga kata yang memiliki makna serupa akan diubah menjadi kata dasarnya. Hasil dari stemming bisa dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Sebelum dan Sesudah Stemming

Sebelum	Sesudah
padahal belanja member platinum pengajuan shopee paylater tolak mu shopee	padahal belanja member platinum aju shopee paylater tolak mu shopee

mantap membantu mudah alat pembayaran digital	mantap bantu mudah alat bayar digital
aplikasi mudah di membantu semoga skor kredit	aplikasi mudah di bantu moga skor kredit

Tabel 4 merupakan hasil dari stemming yang telah dilakukan. Pada proses ini akan mengubah kata yang memiliki imbuhan atau akhiran akan dihapus.

4.4 Split Data

Pada tahap ini dilakukan *splitting* data untuk membagi 80% data latih dan 20% data uji dari keseluruhan data.

```
from sklearn.model_selection import train_test_split

# Memastikan total data
total_data = len(data_clean.index)
print("Total data:", total_data)

# Memisahkan data menjadi data latih dan data uji
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    data_clean['content'], # Fitur yang digunakan
    data_clean['Label'], # Label target
    test_size=0.20, # Ukuran data uji, 20% dari total data
    random_state=0 # Mengatur seed agar hasil pembagian konsisten
)
```

Gambar 8. Script Split Data

Gambar 8 merupakan script yang digunakan untuk melakukan split data. Proses ini akan membagi 80:20 dari total keseluruhan data. Hasil split data ini bisa dilihat pada gambar 9.

```
print("Jumlah data untuk set latih (X_train):", len(X_train))
print("Jumlah data untuk set latih (y_train):", len(y_train))
print("Jumlah data untuk set uji (X_test):", len(X_test))
print("Jumlah data untuk set uji (y_test):", len(y_test))

Total data: 1437
Jumlah data untuk set latih (X_train): 1149
Jumlah data untuk set latih (y_train): 1149
Jumlah data untuk set uji (X_test): 288
Jumlah data untuk set uji (y_test): 288
```

Gambar 9. Hasil Split Data

4.5 Pembobotan TF-IDF

Pada tahap ini, dilakukan perhitungan pembobotan TF-IDF. Proses ini mencakup penghitungan TF (term-frequency), yang merupakan jumlah kemunculan kata dalam suatu dokumen, serta IDF (inverse-document-frequency) yang menilai seberapa signifikan kata tersebut dalam seluruh kumpulan dokumen. Proses ini bisa dilihat pada gambar 10.

```
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer

# Inisialisasi untuk mengubah teks menjadi representasi TF-IDF
tfidf_vectorizer = TfidfVectorizer()

# Melakukan transformasi TF-IDF pada data latih (X_train)
tfidf_train = tfidf_vectorizer.fit_transform(X_train)

# Melakukan transformasi TF-IDF pada data uji (X_train)
tfidf_test = tfidf_vectorizer.transform(X_test)

from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer

# Inisialisasi untuk representasi teks berbasis frekuensi kata
vectorizer = CountVectorizer()

# Melatih pada data latih (X_train) untuk membangun kosakata dari teks
vectorizer.fit(X_train)
```

Gambar 10. Script Proses TF-IDF

Gambar 10 merupakan script yang digunakan dalam pembobotan TF-IDF. Proses ini menggunakan TfidfVectorizer untuk mengubah kumpulan dokumen menjadi representasi vektor berdasarkan bobot TF-IDF. Hasil dari proses TF-IDF bisa dilihat pada gambar 11.

```
print(f"Shape of X_train: {X_train.shape}")
print(f"Shape of y_train: {y_train.shape}")
print(f"Shape of X_test: {X_test.shape}")
print(f"Shape of y_test: {y_test.shape}")

Shape of X_train: (1149,)
Shape of y_train: (1149,)
Shape of X_test: (288,)
Shape of y_test: (288,)
```

Gambar 11. Hasil Proses TF-IDF

Gambar 11 merupakan hasil dari pembobotan TF-IDF yang dilakukan. Proses ini akan membentuk sebuah matriks.

```
X_train.toarray()

array([[0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
       [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
       [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
       ...,
       [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
       [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0],
       [0, 0, 0, ..., 0, 0, 0]])
```

Gambar 12. Normalisasi TF-IDF

Gambar 12 merupakan hasil dari normalisasi TF-IDF. Proses ini menunjukkan representasi matriks dari dokumen dalam bentuk array yang direpresentasikan secara numerik sebagai pengujian model.

4.6 Evaluasi Model

Pada tahap ini, dilakukan pengujian terhadap performa model untuk menentukan seberapa baik model tersebut dalam mengklasifikasikan data. Berikut algoritma pemodelan yang digunakan, yaitu:

1. Naïve Bayes Classifier

Pada proses ini menggunakan library dari scikit-learn untuk mengimplementasikan data teks. Script yang digunakan bisa dilihat pada gambar 13.

```
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB

nb = MultinomialNB()
nb.fit(tfidf_train, y_train)

MultinomialNB()
```

Gambar 13. Script Modelling Naïve Bayes

Gambar 13 merupakan script yang digunakan untuk mengevaluasi performa model klasifikasi. Pada script menggunakan library dari scikit-learn dengan modul

MultinomialNB. Proses representasi teks terjadi pada *tfidf_train* dan *y_train*.

2. Support Vector Machine

Pada proses ini menggunakan library dari scikit-learn dan mengimpor kelas SVC dengan kernel linear untuk mengimplementasikan data teks. Script yang digunakan bisa dilihat pada gambar 14.

```
from sklearn.svm import SVC

svm = SVC(kernel='linear')
svm.fit(tfidf_train, y_train)

SVC(kernel='linear')
```

Gambar 14. Script Modelling SVM

Gambar 14 merupakan script yang digunakan dalam pemodelan SVM. Pada script menggunakan library dari scikit-learn dengan modul SVC kernel linear. Proses representasi teks terjadi pada *tfidf_train* dan *y_train*.

4.7 Klasifikasi Model

Pada tahap ini, hasil klasifikasi model ditampilkan untuk mengevaluasi performa model yang telah ditentukan. Pada proses ini menggunakan confusion matrix untuk mengevaluasi hasil klasifikasi model. Berikut ini adalah hasil dari penelitian yang dilakukan:

1. Naïve Bayes

Hasil evaluasi model naïve bayes dengan menggunakan confusion matrix bisa dilihat pada gambar 15.

Multinomial Naive Bayes

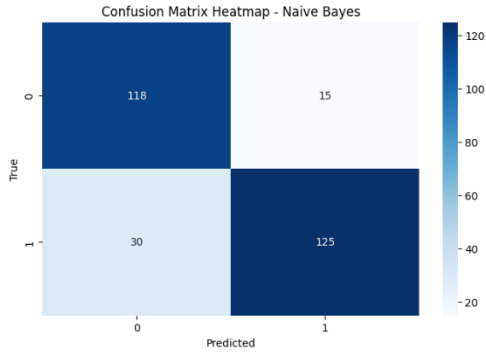
Accuracy: 0.84375
 Precision: 0.7972972972972973
 Recall: 0.8872180451127819
 F1-Score: 0.8398576512455516

Confusion Matrix:
 [[118 15]
 [30 125]]

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.80	0.89	0.84	133
Positif	0.89	0.81	0.85	155
accuracy			0.84	288
macro avg	0.85	0.85	0.84	288
weighted avg	0.85	0.84	0.84	288

Gambar 15. Hasil Evaluasi Model NBC

Gambar 15 merupakan hasil dari evaluasi model naïve bayes menggunakan confusion matrix dan menghasilkan accuracy sebesar 84.38%. Evaluasi ini juga menghasilkan precision sebesar 79.73%, recall sebesar 88.72% serta f1-score sebesar 83.99%. Hasil visualisasi heatmap dari confusion matrix bisa dilihat pada gambar 16.

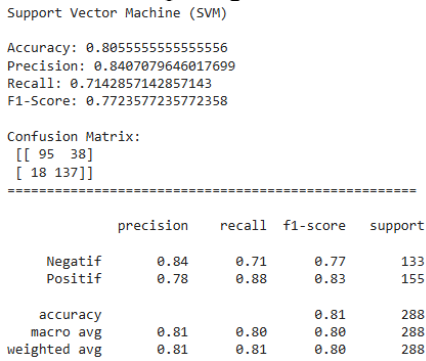


Gambar 16. Confusion Matrix Model NBC

Gambar 14 merupakan visualisasi dari heatmap algoritma naïve bayes berdasarkan perhitungan confusion matrix yang telah dilakukan. Pada proses ini menghasilkan TP=125, TN=118, FP=15, FN=30.

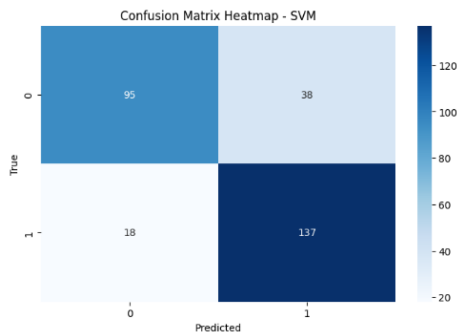
2. Support Vector Machine

Hasil evaluasi model support vector machine dengan menggunakan confusion matrix bisa dilihat pada gambar 17.



Gambar 17. Hasil Evaluasi Model SVM

Gambar 17 merupakan hasil dari evaluasi model svm menggunakan confusion matrix dan menghasilkan accuracy sebesar 80.56%. Evaluasi ini juga menunjukkan nilai precision sebesar 84.07%, recall sebesar 71.43% serta f1-score sebesar 77.24%. Hasil visualisasi heatmap dari confusion matrix bisa dilihat pada gambar 18.



Gambar 18. Confusion Matrix Model SVM

Gambar 18 merupakan visualisasi dari heatmap algoritma support vector machine

berdasarkan perhitungan confusion matrix yang telah dilakukan. Pada proses ini menghasilkan TP=137, TN=95, FP=38, FN=18.

4.8 Hasil Perbandingan Evaluasi

Perbandingan dari kedua algoritma klasifikasi yang digunakan bisa dilihat pada tabel berikut.

Tabel 5. Hasil Perbandingan Evaluasi

Sentimen	Algoritma			
	Naïve Bayes		SVM	
	Pos	Neg	Pos	Neg
Classification Report				
Precision	0.89	0.80	0.78	0.84
Recall	0.81	0.89	0.83	0.71
F1-Score	0.85	0.84	0.83	0.77
Acuracy	84%		80%	

Keterangan:

Pos: Positif

Neg: Negatif

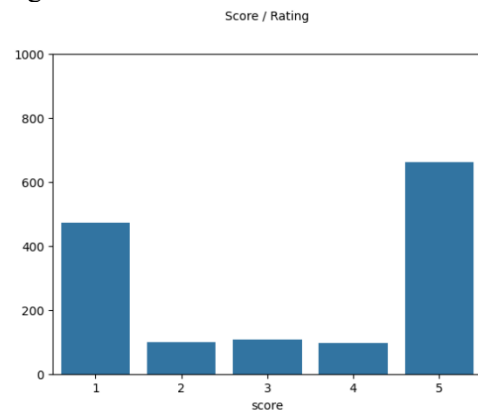
Tabel 5 merupakan hasil perbandingan algoritma yang digunakan. Naïve Bayes memiliki akurasi yang lebih tinggi sebesar 84% sedangkan akurasi SVM sebesar 80%. Dalam hal ini menunjukkan bahwa Naïve Bayes lebih unggul dalam klasifikasi model pada data ini.

4.9 Visualisasi Data

Pada tahap ini, hasil penelitian visualisasikan untuk memberikan gambaran terkait data yang dianalisis.

1. Diagram

Diagram ini menjelaskan rating aplikasi yang diberikan pengguna. Pada grafik menunjukkan rating 1 sampai dengan 5 dan juga terdapat jumlah orang yang memberikan rating.



Gambar 19. Rating Ulasan Pengguna

Gambar 19 menunjukkan diagram batang distribusi rating pengguna. Diagram ini menunjukkan sebagian besar pengguna

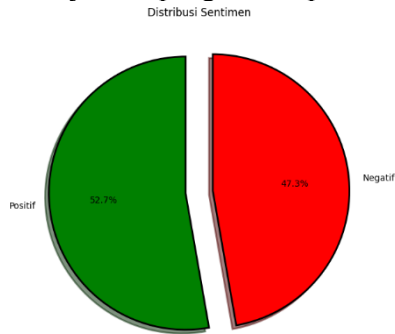
memberikan rating 5, diikuti oleh rating 1 sebagai jumlah terbanyak berikutnya.

```

score
1    473
2    99
3    107
4    96
5    662
dtype: int64
Total: 1437 Data
    
```

Gambar 20. Total Rating Aplikasi

Gambar 20 menunjukkan total rating yang diberikan oleh pengguna terhadap aplikasi. Dari 1.437 ulasan, 473 pengguna memberikan rating 1, menunjukkan adanya opini negatif yang signifikan, meskipun mayoritas ulasan tetap menunjukkan pengalaman positif.



Gambar 21. Diagram Distribusi Sentimen

2. Wordcloud

Dalam wordcloud ini, terlihat kata-kata yang sering digunakan oleh pengguna saat memberikan ulasan, seperti kata "aplikasi," "shopee," "shopeepay," "bayar," "pembayaran," "mudah," dan "sangat". Kata-kata ini mencerminkan aspek yang dirasakan pengguna, seperti kemudahan, kenyamanan serta kepuasan terhadap aplikasi.



Gambar 22. Wordcloud Sentimen Positif

5. SIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan, dari total data sebanyak 1.500 yang diperoleh melalui proses web scraping, terdapat 63 data

kosong yang kemudian dihapus pada tahap cleaning, sehingga tersisa 1.437 data yang digunakan untuk analisis. Data ini dibagi menjadi dua set, yaitu set latih dengan 1.149 data dan set uji dengan 288 data. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes mendapatkan accuracy sebesar 84.38%, dengan precision sebesar 79.73%, recall sebesar 88.72%, dan F1-score sebesar 83.99%. Sementara itu, algoritma Support Vector Machine (SVM) mencapai accuracy sebesar 80.56%, dengan precision sebesar 84.07%, recall sebesar 71.43%, dan F1-score sebesar 77.24%. Secara keseluruhan, Naïve Bayes memiliki performa yang lebih baik dibandingkan SVM dalam klasifikasi model.

Pada visualisasi data yang diberikan pada diagram batang, dari total 1437 data terdapat pengguna memberikan rating 1 (sebanyak 473 pengguna), rating 2 (sebanyak 99 pengguna), rating 3 (sebanyak 107 pengguna), rating 4 (sebanyak 96 pengguna) dan rating 5 (sebanyak 662 pengguna). Sehingga menjadi sebuah distribusi sentimen yang terjadi pada diagram pie yang menunjukan bahwa 52,7% pengguna memberikan ulasan positif dan 47,3% negatif. Berdasarkan distribusi ini, pengalaman pengguna aplikasi ShopeePay dapat dikategorikan sebagai dominan positif, dengan selisih 5,4% yang tidak terlalu jauh antara 52,7% ulasan positif dan 47,3% ulasan negatif dari para pengguna aplikasi ShopeePay.

DAFTAR REFERENSI

- [1] A. Simanungkalit, J. P. P. Naibaho, and A. De Kweldju, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek Pada Ulasan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *Jutisi J. Ilm. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 13, no. 1, p. 659, May 2024, doi: 10.35889/jutisi.v13i1.1826.
- [2] T. Fadiyah Basar, D. E. Ratnawati, and I. Arwani, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter terhadap Pembayaran Cashless menggunakan Shopeepay dengan Algoritma Random Forest," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 3, pp. 1426–1433, 2022, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [3] L. Marlina, A. Mundzir, and H. Pratama, "CASHLESS DAN CARDLESS SEBAGAI PERILAKU TRANSAKSI

- DI ERA DIGITAL: SUATU TINJAUAN TEORETIS DAN EMPIRIS,” *J. Co Manag.*, vol. 3, no. 2, pp. 533–542, Apr. 2021, doi: 10.32670/comanagement.v3i2.424.
- [4] Y. H. Afrizal, S. Dienan Yahya, and F. Zakiyabarsi, “Menelaah Adopsi Konsumen Pada Cashless Payment Pasca Pandemi Sebagai Upaya Menuju Cashless Society,” *J. Ilm. Akunt. Perad.*, vol. 9, no. 2, pp. 313–328, Dec. 2023, doi: 10.24252/jiap.v9i2.41293.
- [5] I. H. P. F. K. A. A. Wendy Liana, *FINANCIAL TECHNOLOGY (FinTech): Pengantar dan Inovasi Teknologi Keuangan*. books.google.com, 2023. [Online]. Available: https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=S10QEQAQBAJ&oi=fnd&pg=PA1&dq=financial+technology+fin+tech++pengantar+dan+inovasi+teknologi+keuangan&ots=zROBh4gbxx&sig=i_1wvpxQpMXemz-W0ENUQxsBWV4
- [6] Shopee, “Tentang Shopeepay.” Accessed: Nov. 13, 2024. [Online]. Available: <https://shopeepay.co.id/>
- [7] N. P. Husain, S. Sukirman, and S. SAJIAH, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Tiktok pada Google Play Store Berbasis TF-IDF dan Support Vector Machine,” *J. Syst. Comput. Eng.*, vol. 5, no. 1, pp. 91–102, Jan. 2024, doi: 10.61628/jsce.v5i1.1105.
- [8] N. M. S. Hadna, I. S. Paulus, and W. Winarno, “Studi Literatur Tentang Perbandingan Metode Untuk Proses Analisis Sentimen Di Twitter,” 2016, *researchgate.net*. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/profile/N-urrun-Muchammad-Hadna/publication/292831965_Studi_Literatur_Tentang_Perbandingan_Metode_Untuk_Proses_Analisis_Sentimen_di_Twitter/links/56b182ec08ae5ec4ed4895b1/Studi-Literatur-Tentang-Perbandingan-Metode-Untuk-Proses
- [9] D. Surya Sayogo, B. Irawan, and A. Bahtiar, “ANALISIS SENTIMEN ULASAN INSTAGRAM DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 6, pp. 3314–3319, Jan. 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8178.
- [10] A. S. Rahayu, A. Fauzi, and R. Rahmat, “Komparasi Algoritma Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM) Pada Analisis Sentimen Spotify,” *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 2, p. 349, Dec. 2022, doi: 10.30865/json.v4i2.5398.
- [11] D. Normawati and S. A. Prayogi, “Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter,” *J. Sains Komput. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021, doi: <http://dx.doi.org/10.30645/j-sakti.v5i2.369>.
- [12] Azka Fikri, “PENGARUH PENGGUNAAN SHOPEEPAY SEBAGAI DOMPET DIGITAL TERHADAP PERILAKU KONSUMTIF MAHASISWA FEB USU,” *Komunika*, vol. 17, no. 2, pp. 1–8, Nov. 2021, doi: 10.32734/komunika.v17i2.7556.
- [13] B. R. Aditya, “Penggunaan Web Crawler Untuk Menghimpun Tweets dengan Metode Pre-Processing Text Mining,” *J. INFOTEL - Inform. Telekomun. Elektron.*, vol. 7, no. 2, p. 93, Nov. 2015, doi: 10.20895/infotel.v7i2.35.
- [14] A. R. Abdillah and F. N. Hasan, “Analisis Sentimen Terhadap Kandidat Calon Presiden Berdasarkan Tweets Di Sosial Media Menggunakan Naive Bayes Classifier,” *SMATIKA J.*, vol. 13, no. 01, pp. 117–130, Jul. 2023, doi: 10.32664/smatika.v13i01.750.
- [15] T. T. Widowati and M. Sadikin, “Analisis Sentimen Twitter terhadap Tokoh Publik dengan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine,” *Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 11, no. 2, pp. 626–636, Oct. 2021, doi: 10.24176/simet.v11i2.4568.
- [16] N. A. Rakhmawati, R. A. Zuhroh, Q. N. Muna, and V. R. Dianutami, “Klasterisasi Keyword Terkait Pornografi pada Media Sosial Twitter Menggunakan Latent Dirichlet Allocation,” *J. Inf. Eng. Educ. Technol.*,

- vol. 6, no. 2, pp. 66–72, 2022, doi: 10.26740/jieet.v6n2.p66-72.
- [17] N. R. Jayanti, “Analisis Sentimen Review Aplikasi Identitas Kependudukan Digital Menggunakan Algoritma Support Vector Machine,” *Glob. J. Lentera BITEP*, vol. 2, no. 04, pp. 132–138, 2024, doi: <https://doi.org/10.59422/global.v2i04.460>.
- [18] S. Sahilla, F. Amalia, and ..., “Klasifikasi Sentimen Pengguna Terhadap Akun Twitter Official Dana Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier,” *JURSISTEKNI (Jurnal Sist. Inf. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 3, pp. 580–591, 2024, doi: <https://doi.org/10.52005/jursistekni.v6i3.369>.
- [19] L. A. Andika, P. A. N. Azizah, and R. Respatiwulan, “Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Hasil Quick Count Pemilihan Presiden Indonesia 2019 pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier,” *Indones. J. Appl. Stat.*, vol. 2, no. 1, p. 34, Jul. 2019, doi: 10.13057/ijas.v2i1.29998.
- [20] N. A. Rakhmawati, M. I. Aditama, R. I. Pratama, and K. H. U. Wiwaha, “Analisis Klasifikasi Sentimen Pengguna Media Sosial Twitter Terhadap Pengadaan Vaksin COVID-19,” *J. Inf. Eng. Educ. Technol.*, vol. 4, no. 2, pp. 90–92, 2020, doi: 10.26740/jieet.v4n2.p90-92.
- [21] A. Riyani, M. Zidny Naf’an #2, and A. Burhanuddin, “Penerapan Cosine Similarity dan Pembobotan TF-IDF untuk Mendeteksi Kemiripan Dokumen,” *J. Linguist. Komputasional*, vol. 2, no. 1, pp. 23–27, Mar. 2019, doi: 10.26418/jlk.v2i1.17.
- [22] F. A. Adiyatma, S. Alam, and M. A. Komara, “ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT DI PLATFORM X TERHADAP PENGGUNAAN BANSOS UNTUK MEMENANGKAN SALAH SATU CAPRES TERTENTU DI ...,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no.05, pp. 9941–9947, 2024, doi: <https://doi.org/10.36040/jati.v8i5.10836>
- [23] M. Tirta Nugraha, N. Nina Sulistiyowati, and U. Ultach Enri, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Satu Sehat Pada Google Play Store Menggunakan Naïve Bayes Classifier,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 5, pp. 3593–3601, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i5.7753.
- [24] D. Darwis, E. S. Pratiwi, and A. F. O. Pasaribu, “Penerapan Algoritma Svm Untuk Analisis Sentimen Pada Data Twitter Komisi Pemberantasan Korupsi Republik Indonesia,” *Edutic - Sci. J. Informatics Educ.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–11, Nov. 2020, doi: 10.21107/edutic.v7i1.8779.
- [25] M. Galih Pradana, “Penggunaan Fitur Wordcloud Dan Document Term Matrix Dalam Text Mining,” *J. Ilm. Infomatika*, vol. 08, no. 01, pp. 38–43, 2020, doi: <https://doi.org/10.33884/jif.v8i01.1838>.