



Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Pengguna Pada Aplikasi BCA Mobile Menggunakan Metode Naïve Bayes

Muchammad Gamma Al Hakim, Faldy Irwiensyah*

Fakultas Teknologi Industri dan Informatika, Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. Hamka, Jakarta Jl. Tanah Merdeka No.20, RT.11/RW.2, Rambutan, Kec. Ciracas, Kota Jakarta Timur, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia

Email: ¹aychakim74@gmail.com, ^{2,*}faldy@uhamka.ac.id

Email Penulis Korespondensi: faldy@uhamka.ac.id

Submitted: 13/06/2024; Accepted: 17/07/2024; Published: 20/07/2024

Abstrak—Perkembangan teknologi telah membuat proses pembayaran menjadi lebih mudah, yang telah menghasilkan banyak sekali aplikasi ponsel pintar. Seiring dengan semakin banyaknya ponsel yang beredar, organisasi komersial dan publik berupaya meningkatkan layanan yang mereka sediakan dengan mengimplementasikan solusi berbasis seluler. Industri perbankan telah mengalami ekspansi yang luar biasa, sebagaimana dibuktikan dengan penggunaan solusi mobile banking oleh perusahaan seperti Bank BCA. Khususnya di tengah pandemi, aplikasi BCA Mobile merupakan sebuah kemajuan penting dalam perbankan online yang memberikan keuntungan dan kemudahan bagi individu yang sering bertransaksi secara online. Bank BCA dapat terus menawarkan fitur-fitur yang paling berguna bagi nasabah sambil secara proaktif memperbaiki layanan yang saat ini masih kurang. Studi ini menekankan pentingnya meningkatkan teknik analisis sentimen untuk memahami masukan dari nasabah secara lebih lengkap dan memberikan layanan mobile banking yang lebih baik. Penelitian ini menggunakan pendekatan Naïve Bayes untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi BCA Mobile di Google Play Store dengan menemukan dan mengkategorikan ulasan pengguna berdasarkan sentimen yang mereka tunjukkan yaitu positif, negatif, atau netral adalah tujuan dari penelitian ini. Melalui penggalian data secara online, 2000 data ulasan pengguna dikumpulkan pada tanggal 11 Januari 2024, menghasilkan 1173 sentimen yaitu 163 ulasan positif dan 1010 ulasan negatif dari keseluruhannya. Algoritma Naïve Bayes menghasilkan akurasi sebesar 86.83%, presisi 52.78%, dan recall 46.91%.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; Naïve Bayes; Perbankan Seluler; Ulasan Pengguna; BCA Mobile

Abstract—Technological developments have made the payment process easier, which has resulted in a plethora of smartphone applications. As mobile phones become more prevalent, commercial and public organizations are looking to improve the services they provide by implementing mobile-based solutions. The banking industry has seen tremendous expansion, as evidenced by the use of mobile banking solutions by companies such as BCA Bank. Especially in the midst of the pandemic, the BCA Mobile app is an important advancement in online banking that provides benefits and convenience to individuals who frequently transact online. Bank BCA can continue to offer the most useful features to customers while proactively improving services that are currently lacking. This study emphasizes the importance of improving sentiment analysis techniques to understand customer feedback more fully and provide better mobile banking services. This study uses the Naïve Bayes approach to analyze user sentiment towards the BCA Mobile application on the Google Play Store by finding and categorizing user reviews based on the sentiment they exhibit i.e. positive, negative, or neutral is the objective of this study. Through online data mining, 2000 user review data were collected on January 11, 2024, resulting in 1173 sentiments, 163 positive reviews and 1010 negative reviews in total. The Naïve Bayes algorithm produced an accuracy of 86.83%, precision of 52.78%, and recall of 46.91%.

Keywords: Sentiment Analysis; Naïve Bayes; Mobile Banking; User Reviews; BCA Mobile

1. PENDAHULUAN

Teknologi yang mempermudah pembayaran telah berkembang seiring dengan perkembangan zaman. Banyak aplikasi ponsel cerdas yang telah dikembangkan sebagai hasil dari tingginya jumlah pengguna ponsel cerdas. Karena minat yang meluas terhadap ponsel pintar, baik organisasi publik maupun komersial berusaha meningkatkan penawaran mereka dengan memanfaatkan layanan berbasis aplikasi seluler [1]. Salah satu industri yang mengalami pertumbuhan adalah perbankan, di mana baik institusi pemerintah maupun swasta di Indonesia memanfaatkan peluang ini. Bank BCA merupakan salah satu bank yang telah mengadopsi mobile banking. Dalam industri perbankan, salah satu contoh inovasi adalah aplikasi internet banking yang sama kompleksnya [2], terutama di masa pandemi tentu saja, hal ini menawarkan kenyamanan dan keuntungan bagi para nasabah [3], dimana masyarakat menjadi lebih konsumtif dan sering bertransaksi secara online [4], dan bagi mereka yang sering menggunakan teknologi ini menjadi sangat penting. Namun, bagi nasabah yang menyimpan sejumlah besar uang dalam bentuk uang elektronik, mobile banking kini telah menjadi kebutuhan dasar [5]. Google Play Store yang menyediakan akses ke berbagai konten digital kepada konsumen, dimiliki oleh Google. Diluncurkan pada 22 Oktober 2008, platform ini awalnya dikenal sebagai Android Market. Nama tersebut diubah menjadi Google Play Store pada bulan Maret 2012. Materi digital seperti game, film, musik, dan buku dapat ditemukan di Google Play Store [6]. Di Google Play Store, beberapa ulasan pengguna seperti ulasan kritis dengan rating tinggi tidak sesuai dengan rating yang diberikan [7].

Pembuatan aplikasi mobile BCA merupakan salah satu cara PT Bank Central Asia Tbk, bank swasta terbesar di Indonesia memanfaatkan teknologi untuk meningkatkan penawaran produk dan layanannya. Pengguna



dapat mengakses fungsi m-Info, m-Transfer, m-Payment, m-Commerce, Cardless, m-Admin, Flazz, BagiBagi, dan Lifestyle melalui menu m-BCA [8].

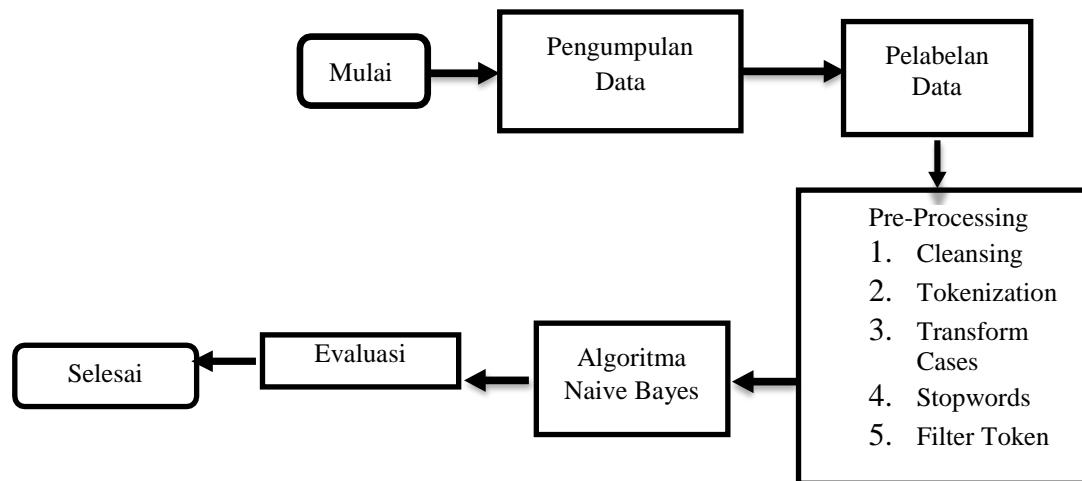
Data mining adalah proses mengidentifikasi pola atau informasi dalam kumpulan data dan mengumpulkannya sehingga metode dan algoritme tertentu dapat digunakan untuk mengubahnya menjadi informasi yang bermakna [9]. Ulasan tentang fitur dan layanan yang ditawarkan oleh aplikasi seluler selalu disambut baik oleh para pengguna. Jika Anda berpikir untuk menggunakan aplikasi tersebut, ulasan pengguna sebelumnya adalah sumber yang bagus. Fitur analisis sentimen dalam aplikasi seluler saat ini tidak memungkinkan klasifikasi atau penyaringan ulasan ke dalam kategori positif atau negatif [10]. Analisis sentimen adalah teknik untuk mengotomatiskan penafsiran, pemrosesan, dan ekstraksi data opini dari teks untuk menentukan sentimen yang diekspresikan dalam sebuah opini [11]. Teknik klasifikasi yang didasarkan pada teorema Bayes adalah Naïve Bayes Classifier. Istilah “Teorema Bayes” mengacu pada teknik kategorisasi yang ditemukan oleh ilmuwan Inggris, Thomas Bayes. Teorema ini menggunakan teknik statistik dan probabilitas untuk memperkirakan probabilitas di masa depan berdasarkan pengalaman masa lalu. Karakteristik utama Naïve Bayes Classifier adalah asumsi yang kuat (naif) terhadap independensi setiap kondisi dan peristiwa [12].

Penelitian Muslimin dari tahun 2023 yang berjudul “Analisis Sentimen Kenaikan Harga Bahan Pokok Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier” menggunakan aplikasi TextBlob dan algoritma Naïve Bayes Classifier untuk menganalisa data dari sebanyak 2070 sumber. Hasil penelitian menunjukkan 2,8% responden memiliki sentimen positif dan 97,2% memiliki sentimen negatif. Setelah tahap pengolahan data atau pretreatment, 934 tweet diambil dan menunjukkan bahwa 3,43% dari data tersebut memiliki sentimen positif dan 96,57% memiliki sentimen negatif [13]. Pendekatan Random Forest menghasilkan nilai-nilai sebagai berikut: 93,93%, 89,89%, dan 91,43% untuk akurasi, recall, dan F1-score. Teknik klasifikasi Naïve Bayes menghasilkan matriks penilaian dengan nilai sebagai berikut: Akurasi 92,31%, presisi 97,30%, recall 80,90%, dan F1-score 88,34% [14]. Banyak penelitian sebelumnya yang berkonsentrasi pada analisis sentimen dalam berbagai latar, seperti isu-isu sosial atau barang fisik. Sementara itu, tidak banyak penelitian yang secara khusus meneliti sikap pengguna Indonesia mengenai aplikasi mobile banking.

Dalam konteks ini, pengguna aplikasi mobile banking, seperti BCA Mobile, sering kali memberikan evaluasi di situs ulasan online seperti Google Play Store. Evaluasi ini membahas berbagai topik, mulai dari masalah teknis hingga kepuasan pengguna terhadap fitur-fiturnya. Mengingat pentingnya pengalaman pengguna dalam menjaga loyalitas nasabah dan meningkatkan layanan, BCA harus mampu menguraikan nada dari ulasan-ulasan tersebut. Pemilihan algoritma sangat dipengaruhi oleh tujuan yang ingin dicapai. Oleh karena itu, tujuan dari penelitian ini adalah untuk menemukan dan mengklasifikasikan evaluasi pengguna sesuai dengan sentimen yang mereka wakili (positif, negatif, atau netral). Dengan melakukan hal ini, Bank BCA dapat mempertahankan fitur-fitur yang menjadi favorit pengguna dan mengambil langkah-langkah proaktif untuk meningkatkan layanan yang kurang baik. Serta mengetahui bagaimana aplikasi BCA Mobile menggunakan Naïve Bayes sebagai pendekatan pengolahan datanya serta akurasi, presisi, dan recall dari aplikasi BCA Mobile.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Prosedur mengklasifikasikan sentimen dari evaluasi yang terkumpul adalah subjek utama dari penelitian ini. Naïve Bayes digunakan dalam teknik ini untuk menghasilkan akurasi melalui klasifikasi sentimen. Alat RapidMiner digunakan untuk melakukan proses kategorisasi, sementara layanan Google Colab digunakan untuk mengumpulkan data ulasan. Proses penelitian digambarkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian



2.1 Pengumpulan Data

Pada saat ini, teknik web scraping digunakan oleh para peneliti untuk mendapatkan dataset dari Google Play Store. Salah satu metode untuk mendapatkan data dari internet atau media sosial adalah web scraping. Dalam metode ini, diperlukan ekstraksi data dari dokumen dengan struktur yang rumit. Tujuan utama dari web scraping adalah untuk mendapatkan data yang dibutuhkan untuk penelitian[15]. Pada saat tanggal 11 Januari 2024 data diambil dengan mengikuti prosedur web scraping, data dari Google Colab disimpan dan diformat ke dalam file CSV.

```
from google_play_scraper import Sort, reviews\n\nresult, continuation_token = reviews(\n    'com.bca',\n    lang='id',\n    country='id',\n    sort=Sort.MOST_RELEVANT,\n    count=1200,\n    filter_score_with=None\n)\n\nmy_df.to_csv("scrapped_data.csv", index = False)
```

Gambar 2. Proses scrapping data ulasan di Google Colab pada aplikasi BCA Mobile

Pada gambar 2 merupakan proses tahapan web scrapping data dari Google Colab lalu disimpan dengan format ke dalam file csv.

2.2 Pelabelan Data

Setelah itu, data yang diperoleh dilanjutkan ke tahap pelabelan data. Tiga sentimen yang ingin diidentifikasi dalam data adalah positif, negatif, dan netral. Pada tahap ini, ulasan dan peringkat yang telah dikumpulkan akan digunakan untuk melabeli data ulasan [16]. Setiap ulasan diberi label untuk dianalisis dan Microsoft Excel digunakan untuk memproses data secara manual ke dalam file CSV.

2.3 Pre – Processing

Pada titik ini, data yang terkumpul segera diproses dikenal sebagai pre - processing. Tujuan dari langkah ini adalah untuk mengubah teks kalimat menjadi kalimat yang dimaksud [17]. Dengan menggunakan perangkat lunak RapidMiner, set data yang sudah dilabeli sebelumnya digunakan dalam langkah pre - processing ini. Berikut proses pre – processing ada lima tahap terdiri atas beberapa fase, seperti:

a. Cleansing

Cleansing juga disebut data yang telah dibersihkan bebas dari informasi yang tidak relevan seperti tagar, nama pengguna, url, dan tanda baca.

b. Tokenization

Tokenisasi, juga disebut segmentasi kalimat karena mengatur teks menjadi frasa yang koheren, adalah proses memecah korpus teks menjadi kalimat-kalimat yang berfungsi sebagai token tingkat pertama dalam korpus. Taktik dasarnya adalah mencari pembatas kalimat, seperti titik koma (;), karakter baris baru (/n), dan titik (.) [18].

c. Transform Cases

Adalah proses mengubah semua bentuk huruf dalam data menjadi huruf kecil [19].

d. Stopwords

Istilah umum seperti “dan”, “atau”, “juga”, “di”, “dapat”, dan sebagainya yang sering muncul dalam suatu bahasa dikenal sebagai kata henti. Kata-kata ini biasanya tidak memiliki arti khusus dan tidak membuat perbedaan besar dalam membantu kita memahami nada atau konteks teks yang kita pelajari [20].

e. Filter Token

Filter Token yaitu proses penyaringan melibatkan pemilihan kata-kata yang signifikan dari token yang dikembalikan dan menghilangkan kata-kata yang tidak relevan [21].

2.4. Algoritma Naive Bayes

Pengklasifikasi probabilistik langsung yang disebut Naive Bayes menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari kumpulan data untuk menentukan serangkaian probabilitas. Menurut teorema Bayes, setiap atribut diasumsikan tidak bergantung pada nilai yang diberikan pada kelas variabel dan tidak saling bergantung. Semua



yang diperlukan untuk metode ini untuk menemukan estimasi parameter untuk proses klasifikasi adalah sejumlah kecil data pelatihan[22].

$$P(X|Y) = \frac{p(Y|X,x)}{p(y)} \quad (1)$$

Rumus Naive Bayes $P(X|Y)$ adalah Posterior | probability yaitu nilai probabilitas X berdasarkan kondisi Y, $P(Y|X)$ adalah Probabilitas Y yang ditentukan X adalah benar, $P(X)$ adalah Peluang evidence penyakit X, dan $P(Y)$ adalah Probabilitas dari nilai Y.

2.5. Evaluasi

Tujuan evaluasi adalah untuk memverifikasi keakuratan ujian. Menemukan hasil tes terbaik dan mengukur keakuratan temuan adalah tujuan pengujian. Kualitas model dinilai dengan menggunakan confusin matrix, yang diverifikasi dengan menggunakan ukuran-ukuran seperti akurasi, presisi, dan recall [23].

Tabel 1. Confusion Matrix

	Positif	Negatif
Positif	True Positif (TP)	False Negatif (FN)
Negatif	True Negatif (TN)	False Positif (FP)

Di gambar 3 merupakan confusion matrix yang berisi True Positif (TP), True Negatif (TN), False Positif (FP) dan False Negatif (FN).

Sementara akurasi adalah ukuran yang mengevaluasi seberapa efektif model dapat mengkategorikan data, presisi adalah bagian dari akurasi yang berfokus pada keakuratan prediksi yang dihasilkan oleh model. Dengan membagi jumlah total sampel dengan jumlah prediksi yang akurat, seseorang dapat menghitung nilai akurasi. Sebaliknya, recall adalah rasio observasi kelas yang akurat terhadap prediksi positif [24].

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

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

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

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini berisi hasil dan pembahasan dari topik penelitian, yang bisa dibuat terlebih dahulu metodologi penelitian. Bagian ini juga merepresentasikan penjelasan yang berupa penjelasan, gambar, tabel dan lainnya.

3.1 Pengumpulan Data

Google Colab digunakan dalam proses Web Scraping, yang digunakan untuk mengumpulkan data review. Dengan tujuan mengumpulkan informasi untuk 1200 komentar ulasan, tahap web scraping ini akan dilakukan pada aplikasi mobile BCA di Google Play Store. Prosedur Web Scraping menghasilkan semua hasil pengumpulan data, yang kemudian disimpan dalam format dokumen CSV untuk digunakan pada tahap proses RapidMiner selanjutnya.

**Gambar 3.** Proses pengumpulan data

Pada gambar 3, proses pengumpulan data saat mengekstrak data ulasan menggunakan situs web Google Colab dari google colab kemudian di simpan dalam file csv, lalu gunakan RapidMiner untuk mengolah data.

3.2 Pelabelan Data

Hasil dari pelabelan data BCA Mobile ditampilkan pada Gambar 4. Setiap ulasan pada aplikasi BCA Mobile memberikan sentimen negatif, seperti sulitnya mendapatkan verifikasi dengan nomor telepon; sejak update terbaru, sering terjadi masalah dengan koneksi dan error saat membuka aplikasi; selain itu, banyak kebijakan terbaru yang kurang membantu dan lebih banyak merugikan pengguna. Kelas afirmatif menerima umpan balik positif mengenai kemudahan mentransfer dana ke bank mana pun, bantuan dengan transaksi, data yang sangat aman, kemudahan penggunaan, dan fitur yang berlimpah.

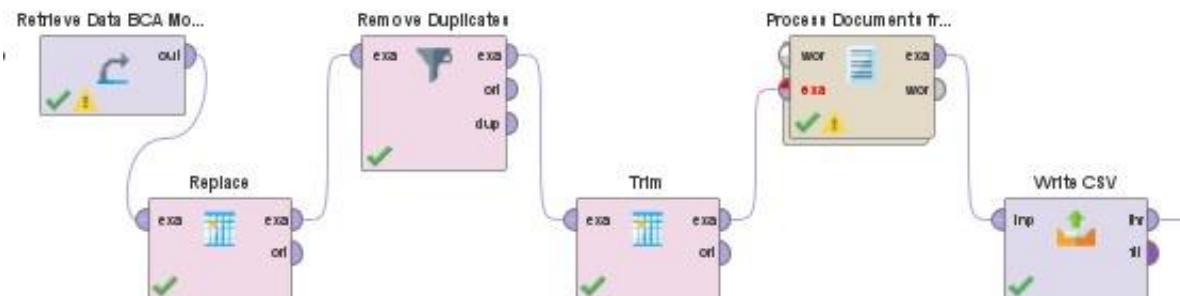
Sentimen	content
Negatif	Aplikasi sok perfect, verifikasi wajah hanya karena sedikit noise tapi wajah sudah terlihat jelas aplikasi tidak bisa menangkap gambar wajah. Padahal verifikasi
Negatif	kenapa malah ga bisa masuk verifikasi padahal pulsa ada jaringan lancar, aneh bca kali ini. edit: nomor hp sudah di slot sim 1, jaringan seluler lancar, pulsa ade
Negatif	Saat pengambilan wajah, layar kamera nggak muncul, hny blank hitam, udh berkali-kali dicoba tetep gak bisa dan pulsa terpotong...mungkin bukan kesalahan
Negatif	terpaksa turunin bintang ke 2 dulu sekarang setelah di update setiap mau transaksi selalu menunggu merah yang sangat lama, padahal sinyal bagus, hp sudah
Negatif	Versi terbaru bikin jengkel verifikasi wajah selalu error dan hang di lolipop (karena hp utama rusak). Jadi kesulitan bertransaksi, atm juga aneh bisa setor tunai
Negatif	Baru saja di update dan melakukan transaksi transfer... sudah tiba - tiba terputus alasan karena koneksi jaringan saldo kepotong tanpa ada laporan berhasil / gagal
Negatif	Sebagai bank swasta terbaik dengan kepercayaan paling tinggi oleh konsumen mohon diperbaiki lah aplikasi nya, masa mau masuk aplikasi aja lemot sekali
Negatif	Tidak bisa login, tolong perbaiki.. Saya sudah pakai wifi hingga kuota, masih aja tidak bisa login semenjak update. Sebelumnya biasa aja dan bisa login tapi sekarang
Negatif	Saat bikin akun sudah 25 kali coba tapi tetep sama aja hasilnya saat dibagian verifikasi bolak balik restart HP mati hidupkan mode pesawat dan data tetap tidak
Negatif	Sangat jelek semakin di-update semakin buruk saya kasih bintang 1, saya sudah melakukan verifikasi pertama tetapi terkendala dari kode OTP yang tidak muncul
Negatif	Setelah update, jadi tidak bisa dibuka mbca yang ke2 dgn memakai aplikasi multispace. Yang bisa dibuka hanya mbca yg pertama. *konteks masih 1 hp/devi
Positif	Tolong di update lagi agar kode akses dan pin yang muncul tanpa diketik itu kode nya bisa di LIHAT/PERLIHATKAN di samping agar orang mudah mengingat
Negatif	Ini kenapa ya setelah di-update kok malah tidak bisa dibuka ni apl BCA mobile gangguan terus ulangi beberapa saat lagi kek gitu terus, untuk developer tolong
Negatif	Saya tidak puas karena saat saya membuka "lifestyle" terjadi kendala yang menyuruh kita untuk "mencoba lagi" namun saat saya ulangi tetap tidak bisa dan
Negatif	Kalau buat transaksi susah... niatnya mau ngisi saldo gojek lagi darurat mau ke RS. Tapi tampilannya selalu "sementara transaksi tidak dapat di proses silakan coba
Negatif	Tidak bisa login di HP yang baru , verifikasi wajah selalu gagal. saya sebagai nasabah berharap kedepannya kalau bisa ada tombol menonaktifkan verifikasi
Negatif	Mohon untuk pelayanannya bca Mobile . Untuk masuk ke no rekening atau masuk atm. Napa tidak masuk ke login. Padahal udh masuk dgn cara ketentuannya

Gambar 4. Pelabelan data sentimen negatif dan positif ulasan pada aplikasi BCA Mobile

Pada gambar 4, pelabelan data melalui file csv untuk memberikan sentimen positif dan negatif dari ulasan pada aplikasi BCA Mobile.

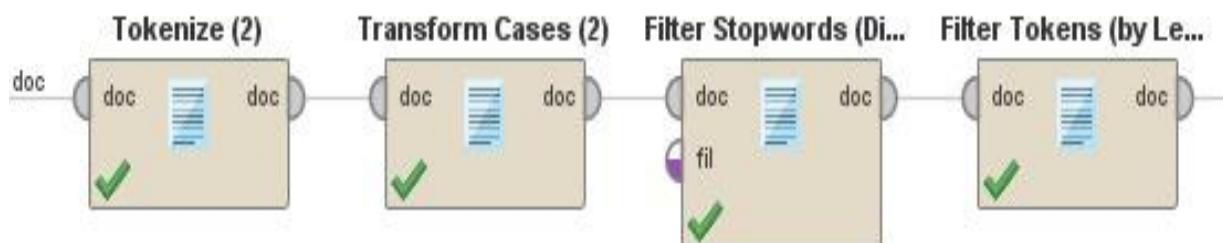
3.3 Pre – Processing

Persiapan data dilakukan pada tahap ini dalam penelitian ini. Setelah data yang dikumpulkan telah dibersihkan untuk menghilangkan duplikasi, aplikasi RapidMiner Studio akan digunakan untuk menerapkan metode preprocessing dataset pada ulasan aplikasi BCA Mobile yang mengandung data sentimen. Dataset harus melalui beberapa tahap pre-processing, seperti tokenize, transform cases, stopwords, dan token filter.

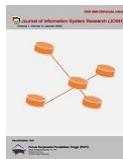


Gambar 5. Proses Cleansing

Proses cleansing data digambarkan pada Gambar 5 setelah data dikumpulkan dan disimpan dalam file CSV. Data tinjauan mengandung simbol seperti {!@#\$%^&*}[], ;,:,.<>?\}, oleh karena itu data perlu dibersihkan. Selanjutnya, terus gunakan operator Hapus Duplikat untuk menghilangkan data yang telah digores berkali-kali. Selanjutnya, gunakan operator Trim untuk menghilangkan spasi ganda dari data. tinjau kembali situasinya. Selain itu, penelitian ini memodifikasi fase Tokenize, Transform Cases, Filter Stopwords, dan Filter Tokens dengan menggunakan beberapa operator pemrosesan dokumen di RapidMiner. Persiapan preprocessing data ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Proses preprocessing data



Pada gambar 6, menggunakan preprocessing data Tokenize, Transform Cases, Filter Stopwords, dan Filter Token di operator pemrosesan dokumen pada RapidMiner.

- a. Tokenization, Pada titik ini, tokenisasi mencoba memecah susunan kata kalimat, paragraf, atau halaman menjadi kata-kata individual. Memotong kalimat berdasarkan jeda adalah metode yang digunakan untuk memecah kalimat menjadi kata-kata. Pada Tabel 2 akan menunjukkan contoh komentar sebelum dilakukan tokenisasi dan sesudah dilakukan tokenisasi.

Tabel 2. Hasil Tokenization

Sebelum Tokenization	Sesudah Tokenization
Aplikasi ini sangat bagus bisa di gunakan di mana saja dan untuk pembayaran apa saja. Saya sudah menggunakan aplikasi ini selama 3 tahun dan aplikasi ini sangat membantu untuk pembayaran online, dan fiturnya pun sangat lengkap.	‘Aplikasi’, ‘ini’, ‘sangat’, ‘bagus’, ‘bisa’, ‘di’, ‘gunakan’, ‘di’, ‘mana’, ‘saja’, ‘dan’, ‘untuk’, ‘pembayaran’, ‘apa’, ‘saja’, ‘Saya’, ‘sudah’, ‘menggunakan’, ‘aplikasi’, ‘ini’, ‘selama’, ‘3’, ‘tahun’, ‘dan’, ‘aplikasi’, ‘ini’, ‘sangat’, ‘membantu’, ‘untuk’, ‘pembayaran’, ‘online’, ‘dan’, ‘fiturnya’, ‘pun’, ‘sangat’, ‘lengkap’
Aneh buka bca mobile punya sendiri malah terblokir padahal sebelumnya sudah konfirmasi sampe pulsa saya habis buat telpon customer service. Sangat disayangkan seperti ini. Kecewa saya	‘Aneh’, ‘buka’, ‘bca’, ‘mobile’, ‘punya’, ‘sendiri’, ‘malah’, ‘terblokir’, ‘padahal’, ‘sebelumnya’, ‘sudah’, ‘sudah’, ‘konfirmasi’, ‘sampe’, ‘pulsa’, ‘saya’, ‘habis’, ‘buat’, ‘telpon’, ‘customer’, ‘service’, ‘Sangat’, ‘disayangkan’, ‘seperti’, ‘ini’, ‘Kecewa’, ‘saya’

- b. Transform Cases, Kata-kata yang dimulai dengan huruf kapital dalam ulasan dapat diubah menjadi huruf kecil dengan menggunakan prosedur Transform Cases. Pada Tabel 3 di bawah ini terdapat beberapa komentar sebelum pemrosesan dan tampilan akhir setelah tahap transform cases.

Tabel 3. Hasil Transform Cases

Sebelum Transform Cases	Sesudah Transform Cases
‘Aplikasi’, ‘ini’, ‘sangat’, ‘bagus’, ‘bisa’, ‘di’, ‘gunakan’, ‘di’, ‘mana’, ‘saja’, ‘dan’, ‘untuk’, ‘pembayaran’, ‘apa’, ‘saja’, ‘Saya’, ‘sudah’, ‘menggunakan’, ‘aplikasi’, ‘ini’, ‘selama’, ‘3’, ‘tahun’, ‘dan’, ‘aplikasi’, ‘ini’, ‘sangat’, ‘membantu’, ‘untuk’, ‘pembayaran’, ‘online’, ‘dan’, ‘fiturnya’, ‘pun’, ‘sangat’, ‘lengkap’	‘aplikasi’, ‘ini’, ‘sangat’, ‘bagus’, ‘bisa’, ‘di’, ‘gunakan’, ‘di’, ‘mana’, ‘saja’, ‘dan’, ‘untuk’, ‘pembayaran’, ‘apa’, ‘saja’, ‘saya’, ‘sudah’, ‘menggunakan’, ‘aplikasi’, ‘ini’, ‘selama’, ‘3’, ‘tahun’, ‘dan’, ‘aplikasi’, ‘ini’, ‘sangat’, ‘membantu’, ‘untuk’, ‘pembayaran’, ‘online’, ‘dan’, ‘fiturnya’, ‘pun’, ‘sangat’, ‘lengkap’
‘Aneh’, ‘buka’, ‘bca’, ‘mobile’, ‘punya’, ‘sendiri’, ‘malah’, ‘terblokir’, ‘padahal’, ‘sebelumnya’, ‘sudah’, ‘sudah’, ‘konfirmasi’, ‘sampe’, ‘pulsa’, ‘saya’, ‘habis’, ‘buat’, ‘telpon’, ‘customer’, ‘service’, ‘Sangat’, ‘disayangkan’, ‘seperti’, ‘ini’, ‘Kecewa’, ‘saya’	‘aneh’, ‘buka’, ‘bca’, ‘mobile’, ‘punya’, ‘sendiri’, ‘malah’, ‘terblokir’, ‘padahal’, ‘sebelumnya’, ‘sudah’, ‘sudah’, ‘konfirmasi’, ‘sampe’, ‘pulsa’, ‘saya’, ‘habis’, ‘buat’, ‘telpon’, ‘customer’, ‘service’, ‘sangat’, ‘disayangkan’, ‘seperti’, ‘ini’, ‘kecewa’, ‘saya’

- c. Stopwords, Pada tahap stopwords, yang merupakan proses yang digunakan untuk menghilangkan kata penghubung dan istilah-istilah yang tidak perlu dari kumpulan data, akan dilakukan setelah tokenizing. Prosedur menghilangkan kata-kata yang tidak perlu berdasarkan kamus bahasa Indonesia yang diambil dari situs web Kaggle dimungkinkan dengan menggunakan operator stopwords pada alat RapidMiner. Beberapa komentar sebelum pemrosesan dan tampilan akhir setelah langkah stopwords ditunjukkan pada Tabel 4 di bawah ini.

Tabel 4. Hasil Stopwords

Sebelum Stopwords	Sesudah Stopwords
‘aplikasi’, ‘ini’, ‘sangat’, ‘bagus’, ‘bisa’, ‘di’, ‘gunakan’, ‘di’, ‘mana’, ‘saja’, ‘dan’, ‘untuk’, ‘pembayaran’, ‘apa’, ‘saja’, ‘saya’, ‘sudah’, ‘menggunakan’, ‘aplikasi’, ‘ini’, ‘selama’, ‘3’, ‘tahun’, ‘dan’, ‘aplikasi’, ‘ini’, ‘sangat’, ‘membantu’, ‘untuk’, ‘pembayaran’, ‘online’, ‘dan’, ‘fiturnya’, ‘pun’, ‘sangat’, ‘lengkap’	‘aplikasi’, ‘sangat’, ‘bagus’, ‘bisa’, ‘gunakan’, ‘mana’, ‘saja’, ‘untuk’, ‘pembayaran’, ‘apa’, ‘saja’, ‘saya’, ‘sudah’, ‘menggunakan’, ‘aplikasi’, ‘selama’, ‘3’, ‘tahun’, ‘aplikasi’, ‘sangat’, ‘membantu’, ‘untuk’, ‘pembayaran’, ‘online’, ‘fiturnya’, ‘sangat’, ‘lengkap’
‘aneh’, ‘buka’, ‘bca’, ‘mobile’, ‘punya’, ‘sendiri’, ‘malah’, ‘terblokir’, ‘padahal’, ‘sebelumnya’, ‘sudah’, ‘sudah’, ‘konfirmasi’, ‘sampe’, ‘pulsa’, ‘saya’, ‘habis’, ‘buat’, ‘telpon’, ‘customer’, ‘service’, ‘sangat’, ‘disayangkan’, ‘seperti’, ‘ini’, ‘kecewa’, ‘saya’	‘buka’, ‘bca’, ‘mobile’, ‘punya’, ‘sendiri’, ‘malah’, ‘terblokir’, ‘padahal’, ‘sebelumnya’, ‘sudah’, ‘konfirmasi’, ‘sampe’, ‘pulsa’, ‘saya’, ‘habis’, ‘buat’, ‘telpon’, ‘customer’, ‘service’, ‘sangat’, ‘disayangkan’, ‘kecewa’, ‘saya’

Sebelum Stopwords

‘disayangkan’, ‘seperti’, ‘ini’, ‘kecewa’, ‘saya’

Sesudah Stopwords

‘saya’

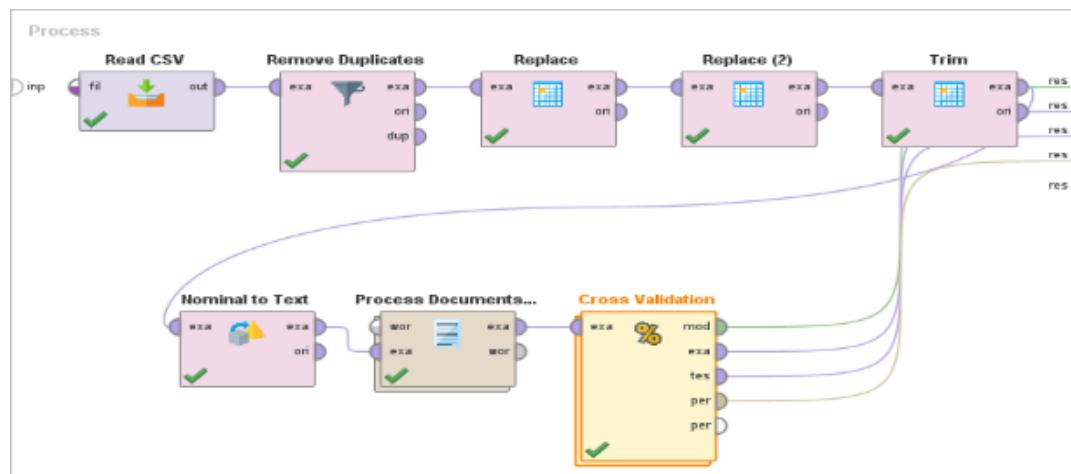
- d. Filter Token, Untuk meningkatkan kejelasan frasa, kata-kata dengan panjang karakter tertentu dieliminasi pada tahap filter token. Dalam proses ini, para peneliti menetapkan batas panjang kata 10 karakter dan minimal 3 karakter. Tabel 5 di bawah ini merupakan komentar sebelum pemrosesan dan tampilan akhir setelah langkah filter token.

Tabel 5. Hasil Filter Token

Sebelum Filter Token	Sesudah Filter Token
‘aplikasi’, ‘sangat’, ‘bagus’, ‘bisa’, ‘gunakan’, ‘mana’, ‘saja’, ‘untuk’, ‘pembayaran’, ‘apa’, ‘saja’, ‘saya’, ‘sudah’, ‘menggunakan’, ‘aplikasi’, ‘selama’, ‘3’, ‘tahun’, ‘aplikasi’, ‘sangat’, ‘membantu’, ‘untuk’, ‘pembayaran’, ‘online’, ‘fiturnya’, ‘sangat’, ‘lengkap’	‘aplikasi’, ‘sangat’, ‘bagus’, ‘bisa’, ‘gunakan’, ‘pembayaran’, ‘apa’, ‘saja’, ‘saya’, ‘sudah’, ‘menggunakan’, ‘aplikasi’, ‘selama’, ‘tahun’, ‘aplikasi’, ‘sangat’, ‘membantu’, ‘pembayaran’, ‘online’, ‘fiturnya’, ‘sangat’, ‘lengkap’
‘buka’, ‘bca’, ‘mobile’, ‘punya’, ‘sendiri’, ‘malah’, ‘terblokir’, ‘padahal’, ‘sebelumnya’, ‘sudah’, ‘konfirmasi’, ‘sampe’, ‘pulsa’, ‘saya’, ‘habis’, ‘buat’, ‘telpon’, ‘customer’, ‘service’, ‘sangat’, ‘disayangkan’, ‘kecewa’, ‘saya’	‘buka’, ‘bca’, ‘mobile’, ‘malah’, ‘terblokir’, ‘padahal’, ‘sebelumnya’, ‘sudah’, ‘konfirmasi’, ‘sampe’, ‘pulsa’, ‘habis’, ‘buat’, ‘telpon’, ‘customer’, ‘service’, ‘sangat’, ‘kecewa’, ‘saya’

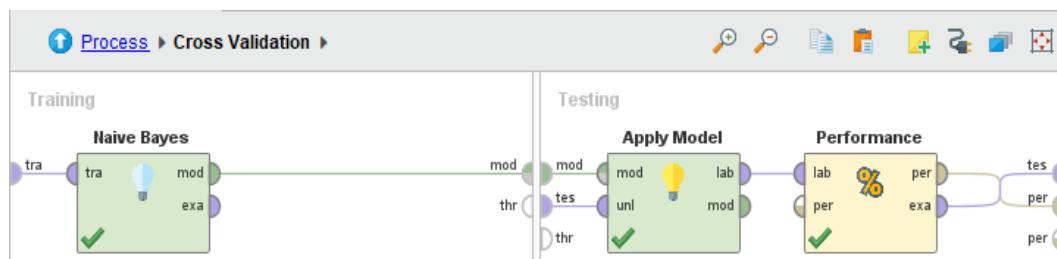
3.4 Algoritma Naive Bayes

Setelah dataset berhasil menyelesaikan langkah preprocessing, peneliti menggunakan pengujian validasi silang untuk memverifikasi akurasi dataset dan hasil klasifikasi pada tahap implementasi algoritma Naive Bayes.



Gambar 7. Proses Klasifikasi Data

Proses kategorisasi data metode Naïve Bayes secara lengkap ditunjukkan pada Gambar 7. Untuk menilai keefektifan metode Naïve Bayes, semua operator dihubungkan dari Dataset Berlabel ke Cross Validation.



Gambar 8. Proses Cross Validation

Selain itu, operator Cross Validation ditunjukkan pada Gambar 8. Teknik operator Naïve Bayes digunakan dalam prosedur ini untuk mengklasifikasikan data. Akan ada beberapa operator yang termasuk dalam operator Cross Validation, termasuk Naïve Bayes, Apply Model, dan Performance. Tujuan dari Apply Model adalah untuk mengambil data input dan menghasilkan prediksi berdasarkan algoritma kategorisasi. Efektivitas algoritma Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan data dinilai dengan menggunakan operator kinerja.



3.5 Evaluasi

Pengujian validasi silang digunakan oleh peneliti untuk memverifikasi akurasi dataset dan temuan klasifikasi pada tahap implementasi algoritma Naive Bayes, setelah dataset berhasil diselesaikan pada tahap persiapan. . Nilai akurasi sebesar 86,84% diperoleh dari hasil evaluasi pemodelan metode Naïve Bayes dengan menggunakan RapidMiner. Nilai confusion matrix untuk True Positive (TP) adalah 76, False Positive (FP) adalah 68, False Negative (FN) adalah 86, dan True Negative (TN) adalah 940.

accuracy: 86.84% +/- 2.46% (micro average: 86.84%)

	true Negatif	true Positif	class precision
pred. Negatif	940	86	91.62%
pred. Positif	68	76	52.78%
class recall	93.25%	46.91%	

Gambar 9. Tampilan Hasil Naïve Bayes

Hasil dari penerapan alat RapidMiner untuk mengevaluasi metode Naïve Bayes untuk kategorisasi data ditunjukkan pada Gambar 9. Perhitungan akurasi, presisi, dan recall dengan menggunakan confusion matrix dari hasil data dan rumus metode Naive Bayes ditunjukkan di bawah ini:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} = \frac{76+940}{76+940+68+86} = \frac{1016}{1170} = 86.83\%$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{76}{76+68} = \frac{76}{144} = 52.78\%$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{76}{76+86} = \frac{76}{162} = 46.91\%$$

Evaluasi klasifikasi data ulasan pengguna dari aplikasi BCA Mobile menghasilkan nilai akurasi sebesar 86.83%, presisi 52.78%, dan recall 46.91%, berdasarkan perhitungan confusion matrix di atas.

Wordcloud yang mewakili visualisasi kata ditampilkan. Wordcloud adalah representasi visual dari kata-kata dalam teks di mana kata-kata yang lebih sering muncul ditampilkan dalam ukuran huruf yang lebih besar, sedangkan kata-kata yang lebih jarang muncul ditampilkan dalam ukuran huruf yang lebih kecil. Visualisasi wordcloud dari kata-kata yang paling sering muncul dalam data yang dikumpulkan untuk penelitian ini ditampilkan pada Gambar 10 di bawah ini:



Gambar 10. Worlcloud kata sering muncul

Setelah data diurutkan dalam urutan menurun (dari yang paling banyak ke yang paling sedikit), Gambar 11 memberikan representasi visual dalam bentuk wordcloud yang menyoroti istilah-istilah dengan frekuensi kemunculan antara 1 dan 25 kata. Kata 'verifikasi' muncul 329 kali dalam daftar kata ini yang mengindikasikan bahwa ini adalah kata yang paling sering muncul. Kata 'aplikasi' muncul 324 kali menempati posisi kedua, diikuti oleh kata 'transaksi' dengan 247 kali kemunculan menempati posisi ketiga. Kata 'pulsa' dengan 231 kali kemunculan menempati posisi keempat, Dan kata 'masuk' dengan 225 kali bermunculan menempati posisi kelima.



4. KESIMPULAN

2000 data sentimen dikumpulkan dari tanggal 11 Januari 2024 berdasarkan hasil pengumpulan data sentimen yang dilakukan dengan menggunakan pendekatan web scraping pada aplikasi BCA Mobile yang tersedia di Google Play Store. Sebanyak 1173 data ulasan di mana 163 ulasan positif dan 1010 ulasan negatif dihasilkan dari hasil analisis terhadap 2000 data sentimen tersebut. Dari hasil analisis data dapat disimpulkan bahwa persepsi pengguna terhadap aplikasi BCA Mobile di Google Play Store secara umum kurang baik. Evaluasi algoritma Naïve Bayes terhadap data sentimen menghasilkan nilai akurasi sebesar 86.83%, nilai presisi sebesar 52.78%, dan nilai recall sebesar 46.91%. Teknik pengklasifikasi sentimen lainnya dapat digunakan untuk lebih meningkatkan penelitian tentang aplikasi perbankan seluler yang akan memungkinkan temuan penelitian ini untuk dibandingkan dengan hasil evaluasi dan kinerja dalam penelitian berikutnya. ini berisi kesimpulan yang menjawab hal segala permasalahan yang terdapat didalam penelitian.

REFERENCES

- [1] R. Yuwono, A. Wibowo, S. H. Wijoyo, and R. I. Rokhmawati, "Analisis Pengalaman Pengguna Pada Aplikasi Mobile Banking di Indonesia Dengan Menggunakan Usability a dan User Experience Questionnaire (UEQ) (Studi pada JakOne Mobile dan BCA Mobile)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 6, pp. 5666–5673, 2019.
- [2] Palipi Permata Rahmi, A. Nur Aryanti, and D. Abdul Aziz, "Pengaruh Kualitas Layanan Mobile Banking Terhadap Kepuasan Nasabah Bank BCA," *Arbitr. J. Econ. Account.*, vol. 3, no. 3, pp. 710–722, 2023, doi: 10.47065/arbitrase.v3i3.660.
- [3] C. A. Novitasari, A. S. Manggabaran, and M. Astuti, "Analisis Kepuasan Nasabah Mobile Banking Pada Bank BCA," *J. Teknol. dan Manaj.*, vol. 19, no. 2, pp. 1–12, 2021, doi: 10.52330/jtm.v19i2.26.
- [4] B. Permatasari, "Pengaruh Persepsi Kemudahan, Persepsi Keamanan, Dan Persepsi Kepercayaan Terhadap Kepuasan Pelanggan Dalam Menggunakan Mobile Banking Bca," *Journals Econ. Bus.*, vol. 2, no. 2, pp. 1–16, 2022, doi: 10.33365/jeb.v2i2.112.
- [5] Kusumawardhani, "Analisis Pengaruh Kualitas Layanan, Citra Merek Dan Promosi Terhadap Loyalitas Konsumen Pengguna Mobile Banking (BCA MOBILE)," *J. Cahaya Mandalika*, vol. 2, no. 1, pp. 275–282, 2022, [Online]. Available: <https://ojs.cahayamandalika.com/index.php/jtm/article/view/734>
- [6] M. Yusuf et al., "Analisis sentimen opini pengguna aplikasi video pada ulasan playstore menggunakan algoritma naive bayes," vol. 7, no. 4, pp. 2767–2774, 2023.
- [7] D. N. N. Husnina, D. E. Ratnawati, and B. Rahayudi, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi RedBus berdasarkan Ulasan di Google Play Store menggunakan Metode Naïve Bayes," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 2, pp. 737–743, 2023.
- [8] A. Made, K. Dewi, S. Hadi Wijoyo, and A. R. Perdanakusuma, "Evaluasi Usability Aplikasi Mobile Banking BCA dengan menggunakan Usability Testing dan System Usability Scale (Studi Kasus: BCA Kota Singaraja)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 10, pp. 2548–964, 2022, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [9] H. Dhery, A. Assyam, and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Twitter Terhadap Perpindahan Ibu Kota Negara Ke IKN Nusantara Menggunakan Orange Data Mining," *Media Online*, vol. 4, no. 1, pp. 341–349, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i1.957.
- [10] I. D. Onantya and P. P. Adikara, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi BCA Mobile Menggunakan BM25 Dan Improved K-Nearest Neighbor," *J-Ptiik.Ub.Ac.Id*, vol. 3, no. 3, pp. 2575–2580, 2019.
- [11] F. V. Sari and A. Wibowo, "Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd.Id Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi," *J. SIMETRIS*, vol. 10, no. 2, pp. 681–686, 2019.
- [12] K. Anwar, "Analisa sentimen Pengguna Instagram Di Indonesia Pada Review Smartphone Menggunakan Naive Bayes," *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 2, no. 4, pp. 148–155, 2022, doi: 10.30865/klik.v2i4.315.
- [13] C. F. Hasri and D. Alita, "Penerapan Metode Naïve Bayes Classifier Dan Support Vector Machine Pada Analisis Sentimen Terhadap Dampak Virus Corona Di Twitter," *J. Inform. dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 3, no. 2, pp. 145–160, 2022.
- [14] A. Miftahusalam, H. Pratiwi, I. Slamet, P. S. Statistika, and U. S. Maret, "184-Article Text-1295-1-10-20230724," pp. 1–8, 2023.
- [15] M. Iqbal, A. Davy Wiranata, R. Suwito, and R. Faiz Ananda, "KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer Perbandingan Algoritma Naïve Bayes, KNN, dan Decision Tree terhadap Ulasan Aplikasi Threads dan Twitter," *Media Online*, vol. 4, no. 3, pp. 1799–1807, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i3.1402.
- [16] D. C. Ramadhan and F. Irwiensyah, "Analisis Sentimen Pengguna Terhadap Aplikasi Bing Chat di Google Play Store dengan Metode Naïve Bayes," vol. 4, no. 5, pp. 2410–2418, 2024, doi: 10.30865/klik.v4i5.1769.
- [17] Fajar Sidik, Ibnu Suhada, Azhar Haikal Anwar, and Firman Noor Hasan, "Analisis Sentimen Terhadap Pembelajaran Daring dengan Algoritma Naïve Bayes Classifier," *J. Linguist. Komputasional*, vol. 5, no. 1, pp. 34–43, 2022.
- [18] B. K. Widodo, N. H. Matondang, and D. S. Prasvita, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Penggunaan Aplikasi Jobstreet," *Techno.Com*, vol. 21, no. 3, pp. 523–533, 2022, doi: 10.33633/tc.v21i3.6361.
- [19] Irvandi, B. Irawan, and O. Nurdianwan, "Naive Bayes Dan Wordcloud Untuk Analisis Sentimen Wisata Halal Pulau Lombok," *INFOTECH J.*, vol. 9, no. 1, pp. 236–242, 2023, doi: 10.31949/infotech.v9i1.5322.
- [20] N. R. Siahaan, R. Y. Tiffany, and S. R. E. Sinaga, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Media Sosial Whatsapp Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *J. Ilm. Betrik*, vol. 14, no. 02, pp. 343–354, 2023, [Online]. Available: <https://ejurnal.pppmitpa.or.id/index.php/betrik/article/view/104%0Ahttps://ejurnal.pppmitpa.or.id/index.php/betrik/article/download/104/76>
- [21] F. Matheos Sarimole and K. Kudrat, "Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Satu Sehat Pada Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes Dan Support Vector Machine," *J. Sains dan Teknol.*, vol. 5, no. 3, pp. 783–790, 2024, doi:



Journal of Information System Research (JOSH)

Volume 5, No. 4, Juli 2024, pp 911–921

ISSN 2686-228X (media online)

<https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/josh/>

DOI 10.47065/josh.v5i4.5343

10.55338/saintek.v5i3.2702.

- [22] N. S. Fauziah and R. D. Dana, “Implementasi Algoritma Naive bayes dalam Klasifikasi Status Kesejahteraan Masyarakat Desa Gunungsari,” Blend Sains J. Tek., vol. 1, no. 4, pp. 295–305, 2023, doi: 10.56211/blendsains.v1i4.234.
- [23] I. P. Rahayu, A. Fauzi, and J. Indra, “Analisis Sentimen Terhadap Program Kampus Merdeka Menggunakan Naive Bayes Dan Support Vector Machine,” vol. 4, pp. 296–301, 2022, doi: 10.30865/json.v4i2.5381.
- [24] Ernianti Hasibuan and Elmo Allistair Heriyanto, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Amazon Shopping Di Google Play Store Menggunakan Naive Bayes Classifier,” J. Tek. dan Sci., vol. 1, no. 3, pp. 13–24, 2022, doi: 10.56127/jts.v1i3.434.