

ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI BYOND BY BSI MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES DAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Andi Fathimatuz Zahra, Dolly Indra, Lilis Nur Hayati

Sistem Informasi, Universitas Muslim Indonesia
Jalan Urip Sumoharjo Km. 5 Kota Makassar, Indonesia
13120220031@student.umi.ac.id

ABSTRAK

Pemanfaatan aplikasi perbankan digital menjadi bagian penting dalam mendukung produktivitas masyarakat melalui layanan perbankan yang efisien dan praktis. Byond by BSI sebagai salah satu *mobile banking* turut berperan dalam memenuhi kebutuhan layanan keuangan nasabahnya. Seiring meningkatnya jumlah pengguna aplikasi Byond by BSI, muncul beragam opini yang belum terpetakan secara sistematis. Hal ini menciptakan kebutuhan akan analisis sistematis agar ulasan tersebut dapat dimanfaatkan sebagai basis evaluasi fungsionalitas aplikasi dan optimalisasi pengalaman pengguna. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi distribusi sentimen positif dan negatif pada ulasan pengguna aplikasi Byond by BSI serta menentukan algoritma terbaik berdasarkan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna. Metode yang diterapkan untuk menentukan kategori sentimen ulasan adalah algoritma *Naïve Bayes* dan SVM. Hasil evaluasi penelitian menunjukkan bahwa algoritma SVM mampu menunjukkan kinerja lebih baik daripada *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan ulasan. SVM menunjukkan kinerja terbaik pada pembagian data 90:10 dengan akurasi 95.33%, presisi 97.12%, *recall* 94.94%, dan *f1-score* 96%. sedangkan *Naïve Bayes* mencapai kinerja terbaiknya pada pembagian data 70:30 dengan akurasi 94%, presisi 95.10%, *recall* 94.45%, dan *f1-score* 94.81%.

Kata kunci : SVM, *Naïve Bayes*, Analisis Sentimen, *Mobile Banking*, Byond by BSI

1. PENDAHULUAN

Pemanfaatan teknologi digital mendorong industri perbankan untuk mengadopsi aplikasi mobile sebagai sarana dalam memberikan layanan yang lebih praktis, cepat dan mudah bagi nasabah. Salah satu pelaku transformasi digital tersebut adalah Bank Syariah Indonesia (BSI) yang telah meluncurkan Byond by BSI, sebuah aplikasi yang mengintegrasikan sosial dan spritual dalam satu *platform*, seperti layanan zakat, infaq, sedekah hingga penunjuk waktu sholat [1].

Keberhasilan suatu aplikasi tidak ditentukan dari aspek teknologi dan fitur yang ditawarkan, tetapi juga oleh kemudahan dalam penggunaan serta pengalaman pengguna secara keseluruhan. Kesalahan kecil seperti aplikasi lambat, gagal *log in*, atau *error* saat transaksi dapat berdampak besar terhadap kepercayaan nasabah, khususnya pada layanan keuangan yang menuntut stabilitas dan keamanan tinggi.

Beragam pengalaman terkait platform tersebut dituliskan pada ulasan mereka di Google Play Store yang berisikan keluhan, masukan, dan pujian terhadap kualitas aplikasi. Namun, banyaknya ulasan tersebut jika dianalisis secara manual untuk mengetahui pandangan serta opini mengenai aplikasi akan kurang efektif. Untuk itu, analisis sentimen akan diterapkan dalam penelitian ini untuk mengidentifikasi distribusi sentimen pengguna, sehingga memperoleh informasi mengenai pengalaman pengguna dan membantu meningkatkan kualitas layanan aplikasi.

Analisis sentimen merupakan kajian komputasional yang mengeksplorasi pandangan perilaku serta emosi individu terhadap isu, produk, layanan, dan organisasi yang diekspresikan melalui

teks, gambar, maupun ucapan [2]. Algoritma *Naïve Bayes* dan SVM kemudian akan digunakan dalam proses analisis sentimen pada penelitian ini untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna. *Naïve Bayes* dipilih karena kemampuannya memodelkan probabilitas kemunculan kata dalam dokumen secara sederhana namun efektif, sedangkan SVM digunakan karena efektif memproses data berdimensi tinggi dan menghasilkan batas keputusan yang optimal.

Sebelumnya, terdapat penelitian mengenai analisis sentimen Byond by BSI, di mana hasilnya mengungkapkan bahwa SVM memberikan performa yang lebih optimal dibandingkan *Random Forest*. Hal ini dibuktikan dengan perolehan akurasi SVM yang mencapai 93.16%, mengungguli capaian *Random Forest* yang berada pada angka 90.33% [3]. Selanjutnya, penelitian [4] tentang analisis sentimen aplikasi Pluang menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan SVM, hasil penelitian tersebut menyatakan performa paling baik diperoleh SVM dengan akurasi sebesar 99.50%. Kemudian, penelitian [5] membandingkan kinerja SVM dan *Naïve Bayes* pada analisis sentimen pengguna Twitter mengenai ChatGPT. Hasil menunjukkan performa dari kombinasi SVM dan *Vader* unggul dengan akurasi sebesar 59%. Penelitian lain di Bandara Sultan Hasanuddin di Makassar menggunakan *Naïve Bayes*, SVM, serta *Random Forest*. Hasil penelitian tersebut menunjukkan model SVM memberikan performa paling baik yaitu 92.3%, sementara *Naïve Bayes* dan *Random Forest* masing-masing mencatat 83.7% dan 81.9% [6].

Sejumlah penelitian terdahulu telah melakukan perbandingan algoritma *Naïve Bayes* dan SVM, tetapi

belum terdapat penelitian yang membandingkan performa keduanya dalam menganalisis sentimen ulasan aplikasi Byond bu BSI. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan mengevaluasi kinerja *Naïve Bayes* dan SVM, guna menghasilkan model yang paling optimal dalam mengklasifikasikan ulasan aplikasi.

2. TINJUAN PUSTAKA

Beberapa studi menunjukkan bahwa algoritma pembelajaran mesin seperti *Naïve Bayes* dan SVM banyak digunakan untuk mengklasifikasikan opini pada data teks. Pada penelitian yang menganalisis ulasan aplikasi BYOND by BSI, misalnya, SVM dilaporkan mampu memberikan kinerja klasifikasi yang lebih baik dibandingkan *Random Forest* dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik dengan tingkat akurasi sebesar 93.16%, sedangkan *Random Forest* memperoleh akurasi 90.33% [3]. Temuan ini menunjukkan bahwa SVM mampu memisahkan kelas sentimen secara lebih optimal melalui pembentukan *hyperplane* pada proses klasifikasinya.

Studi lain pada ulasan aplikasi investasi Pluang juga memperlihatkan performa yang sangat tinggi dari kedua algoritma, di mana SVM mencapai akurasi 99.50% sementara *Naïve Bayes* memperoleh 99.25% [4]. Meskipun perbedaannya relatif kecil, hasil tersebut menunjukkan bahwa SVM memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam mengklasifikasikan ulasan pengguna pada aplikasi berbasis layanan keuangan.

Penelitian lain juga mengkaji penerapan algoritma klasifikasi pada data ulasan dari berbagai platform digital. Analisis sentimen terkait ChatGPT di media sosial Twitter menunjukkan bahwa SVM memperoleh akurasi sebesar 59%, sedangkan *Naïve Bayes* hanya mencapai 47% dengan metode pelabelan VADER [5]. Selain itu, penelitian pada ulasan pengguna Bandara Sultan Hasanuddin Makassar yang membandingkan *Naïve Bayes*, SVM, dan *Random Forest* menunjukkan bahwa SVM menghasilkan nilai *F1-score* tertinggi sebesar 92.3%, dibandingkan *Naïve Bayes* sebesar 83.7% dan *Random Forest* sebesar 81.9% [6]. Namun demikian, performa algoritma tidak selalu konsisten pada setiap penelitian.

Pada studi yang menganalisis ulasan aplikasi Digital Mobile dengan ekstraksi fitur TF-IDF, *Naïve Bayes* justru memperoleh akurasi lebih tinggi yaitu 85.71%, sedangkan SVM menghasilkan akurasi sebesar 82.14% [7]. Perbedaan hasil ini menunjukkan bahwa kinerja algoritma klasifikasi sangat dipengaruhi oleh karakteristik dataset serta metode ekstraksi fitur yang digunakan dalam analisis sentimen.

2.1. Text Mining

Text Mining merupakan penemuan atau proses menggali informasi penting dari kumpulan dokumen teks yang bersifat kompleks dan berjumlah besar [8].

Dalam perkembangannya, *text mining* telah diterapkan secara luas untuk berbagai keperluan antara lain, peringkasan dokumen, penelusuran informasi berbasis teks, serta analisis sentimen [9].

2.2. Analisis Sentimen

Analisis sentimen yaitu proses otomatis untuk menganalisis sejumlah besar teks non-struktural yang mengungkapkan pendapat, perasaan, dan sikap individu terhadap suatu objek, seperti produk atau layanan [10]. Tujuan analisis sentimen untuk mengidentifikasi bagaimana pendapat seseorang tentang suatu objek atau isu apakah bersifat positif atau negatif [11].

2.3. Naïve Bayes

Naïve Bayes memanfaatkan perhitungan probabilitas untuk melakukan klasifikasi dengan mengasumsikan bahwa setiap fitur atau kata dalam data saling bebas dan tidak bergantung satu sama lain [12]. Algoritma ini menentukan peluang suatu data berada pada kelas tertentu berdasarkan frekuensi kemunculan kata-kata di dalamnya [13]. *Naïve Bayes* didefinisikan pada persamaan (1).

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

Keterangan:

- C : label kelas yang digunakan dalam klasifikasi (positif atau negatif).
- X : data ulasan yang akan diklasifikasikan.
- $P(C)$: peluang prior dari masing-masing kelas C
- $P(X)$: peluang kemunculan data X pada seluruh dataset
- $P(C|X)$: peluang posterior data X berada pada kelas C
- $P(X|C)$: peluang kemunculan X pada kelas C

2.4. Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) sebagai metode *Machine Learning* telah banyak dimanfaatkan dalam klasifikasi maupun regresi berkat keunggulannya dalam membentuk model yang memiliki tingkat generalisasi optimal [14][15]. Konsep dasar algoritma ini terletak pada pencarian *hyperplane* terbaik yang mampu memisahkan data antar kelas dengan jarak margin terbesar [16]. *Hyperplane* tersebut ditentukan melalui titik-titik data paling berdekatan dari setiap kelas, yang dikenal sebagai *support vector* [17].

Secara umum, fungsi keputusan SVM dapat dinyatakan dengan persamaan (2):

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

Keterangan:

- $f(x)$: fungsi keputusan untuk menentukan kelas dari data masukan.
- x : vektor fitur mempresentasikan data yang akan diklasifikasikan.

- w : vektor bobot yang menentukan arah orientasi hyperplane pemisah.
- $w^T x$: hasil perkalian dot antara vector bobot dan vektor fitur.
- b : bias yang berfungsi mengatur posisi hyperplane terhadap titik nol.

2.5. TF-IDF

TF-IDF adalah teknik pembobotan fitur yang mengubah masukan teks menjadi representasi numerik sehingga algoritma pembelajaran mesin dapat memprosesnya [18]. Prosesnya mengintegrasikan dua aspek utama, yakni *Term Frequency* (TF) digunakan untuk menunjukkan frekuensi kemunculan suatu istilah dalam sebuah data dan *Inverse Document Frequency* (IDF) digunakan untuk mengevaluasi pentingnya suatu istilah pada kumpulan data [19]. Berikut rumus menghitung nilai TF yang ditunjukkan pada persamaan (3).

$$TF(t, d) = f(t, d) \quad (3)$$

Keterangan:

- t : kata (term) yang dievaluasi.
- d : dokumen.
- $f(t, d)$: frekuensi kemunculan kata dalam sebuah data.

Nilai IDF dihitung menggunakan persamaan(4) berikut:

$$IDF(t) = \log \left(\frac{N + 1}{df(t) + 1} \right) + 1 \quad (4)$$

Keterangan:

- N : jumlah keseluruhan data.
- $df(t)$: jumlah data yang memuat kata t .

Proses perhitungan TF-IDF dilakukan dengan mengombinasikan nilai TF dan IDF, yang ditunjukkan pada persamaan (5).

$$TFIDF(t, d) = TF(t, d) \times IDF(t) \quad (5)$$

Keterangan:

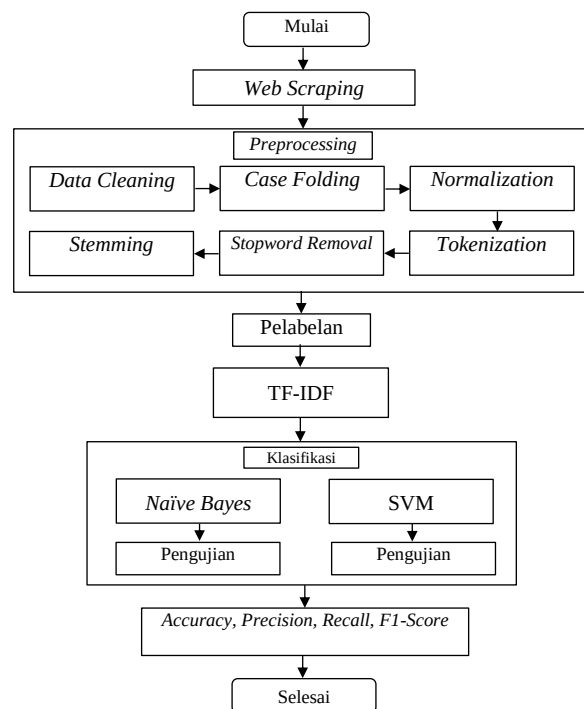
- $TF(t, d)$: frekuensi kemunculan kata t dalam dokumen d
- $IDF(t)$: faktor pembobot berdasarkan tingkat kelangkaan kata t dalam seluruh dokumen

2.6. Byond by BSI

Bank Syariah Indonesia (BSI) telah mengembangkan *mobile banking* baru yang akan menggantikan BSI Mobile pada November 2024 yaitu Byond by BSI. Aplikasi ini diluncurkan sebagai *platform* yang mendukung dan mempermudah nasabah dengan menyediakan layanan tidak hanya terbatas pada transaksi keuangan, tetapi juga mendukung zakat, infaq, sedekah, waqaf hingga konsultasi keuangan syariah [20].

3. METODE PENELITIAN

Berikut ini alur penelitian yang dirancang secara terstruktur dan berurutan, sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur penelitian

3.1. Web Scraping

Dataset dihasilkan menggunakan pendekatan *web scraping* di aplikasi Google play Store untuk memperoleh ulasan pengguna aplikasi Byond by BSI. Proses ini dilakukan dengan mengekstraksi informasi yang tersedia pada ulasan aplikasi secara otomatis.

3.2. Prerocessing

Tahap ini bertujuan mengoptimalkan kualitas data sebelum dilakukan proses analisis lanjutan. Prosesnya mencakup serangkaian langkah, pertama dengan *data cleaning* untuk menghilangkan karakter, simbol, html, dan unsur lain yang tidak diperlukan. Kedua *case folding* atau penyesuaian huruf, disini keseluruhan data diubah menjadi huruf kecil. Ketiga *normalization* guna mengkonversi kata informal menjadi bentuk formal yang benar. Keempat *tokenization* yaitu memisahkan data menjadi satuan kata. Kelima *stopword removal* bertujuan menyingkirkan kata umum yang memiliki informasi rendah untuk penentuan sentimen. Terakhir, yaitu *stemming* untuk mengubah kata menjadi bentuk dasar agar data menjadi lebih terstruktur.

3.3. Pelabelan

Pelabelan dilakukan dengan dua pendekatan yaitu pelabelan otomatis dengan *lexicon based* yang memuat daftar kamus kata positif dan negatif. serta pelabelan manual oleh penulis dengan menetapkan label sentimen positif dan negatif berdasarkan

penilaian makna isi ulasan. Proses ini bertujuan untuk memastikan kualitas label sentimen sebelum digunakan dalam pengujian model.

3.4. Ekstraksi Fitur TF-IDF

TF-IDF diterapkan untuk mengonversi data ulasan menjadi bentuk numerik berdasarkan tingkat relevansi setiap kata dalam dataset. Metode ini menetapkan bobot lebih tinggi pada istilah yang muncul spesifik dalam satu dokumen namun jarang pada dokumen lain, guna mengekstraksi karakteristik teks yang lebih informatif.

3.5. Klasifikasi

Eksperimen klasifikasi dijalankan menggunakan model *Multinomial Naïve Bayes* dan SVM berbasis kernel *linear*. Untuk mengukur konsistensi performa, dataset didistribusikan ke dalam beberapa komposisi rasio pelatihan dan pengujian, yaitu perbandingan 70:30, 80:20 serta 90:10.

3.6. Evaluasi

Evaluasi kinerja model klasifikasi dilakukan guna mengukur efektivitas algoritma dalam mengenali sentimen dari ulasan pengguna. Proses ini memanfaatkan metrik akurasi (6), presisi (7), *recall* (8), serta *f1-score* (10) yang dihitung berdasarkan *confusion matrix*. Metrik-metrik tersebut digunakan untuk menilai serta membandingkan kinerja algoritma *Naïve Bayes* dan SVM pada setiap pembagian data.

- a. Akurasi berfungsi untuk menilai kemampuan model dalam memprediksi kelas secara tepat.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (6)$$

- b. Presisi digunakan untuk menilai sejauh mana hasil prediksi kelas positif yang dihasilkan model benar, dibandingkan dengan keseluruhan data yang diprediksi sebagai positif.

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

- c. *Recall*, yaitu mengukur kemampuan model dalam mengenali kelas positif dari seluruh data yang seharusnya termasuk ke dalam kelas positif.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

- d. *F1-score* digunakan untuk menilai kinerja model klasifikasi dengan menggabungkan nilai presisi dan *recall*.

$$F1 - \text{Score} = \frac{2 \times \text{Recall} \times \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}} \quad (9)$$

Keterangan:

- TP (*True Positive*) : Banyaknya data berlabel positif yang diprediksi sesuai dengan kondisi sebenarnya.
- TN (*True Negative*) : Banyaknya data berlabel negatif yang diprediksi sesuai dengan kondisi sebenarnya.

- FP (*False Positive*) : Banyaknya data yang harusnya berlabel negatif, tetapi diprediksi sebagai positif.
- FN (*False Negative*) : Banyaknya data yang harusnya berlabel positif, tetapi diprediksi sebagai negatif.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengambilan data

Data hasil *web scraping* dari google play store diperoleh sebanyak 3000 baris ulasan, data yang diperoleh terdiri dari beberapa atribut yaitu identitas unik ulasan (*Review ID*), *Username*, *Rating* dari skala 1-5, isi ulasan (*Review Text*) dan tanggal publikasi ulasan (*Date*). Selanjutnya data tersebut akan disimpan dengan format .csv untuk selanjutnya dilakukan preprocessing. Berikut hasil *scraping* data yang ditunjukkan pada Gambar 2.

Index	Review ID	Username	Rating	Review Text	Date
0	aad5d52c-d55e-455b-9e0e-91a7c09a4d4	Pengguna Google	4	Masih belum stabil. Detail kartu kurang lengkap. Suai menu bisa di custom urutannya dan yang mau tampil apa aja. Iu waktu terbit ga bisa aktifkan notif. Design kartu debit nya ga menarik, dan ga bisa contactless. Kalo bisa contactless pole nfo hp bagus	2025-11-03 23.06.37
1	75d2197f-7b5f-46e2-3a1c-64b1935e02b	Pengguna Google	5	BYOND by BSI sangat memuaskan! Tampilannya modern, ringan, dan mudah digunakan. Proses login cepet, fitur-fitur seperti transfer, cek saldo, hingga pembayaran tagihan semua bisa dilakukan dengan lancar tanpa error. Notifikasi transaksi juga real-time, jadi lebih aman dan nyaman dipakai untuk kebutuhan sehari-hari. Fociknya, versi terbaru ini jauh lebih bagus dari sebelumnya. Terima kasih	2025-11-05 23.28.21
3	910b05c2-d551-4d58-59a2-ac2a21a1e03	Pengguna Google	5	Aplikasinya makin bagus! Tampilan simpel dan mudah dipahami, transaksi juga lancar tanpa error. Fitur-fitur seperti top up, transfer, dan pembayaran tagihan semuanya lengkap banget. Semoga ke depannya makin stabil dan terus ditingkatkan pelayanannya. Terima kasih BSI	2025-11-04 10.08.37
4	07a7c022-bab0-402b-4a45-0008250c0b0	Pengguna Google	5	Aplikasi sangat bagus! Proses sign in nya mudah banget, jadi g perlu repot lagi pendaftaran juga gampang baw yang g mau ribet.anya kalau karena bisa akses saldo bebas tempo. balasan transaksi bisa di mana saja, fleksibel aplikasi nya	2025-11-06 06.34.27
2	26c770d7-3092-c31b-3a03-c0d5b471efb	Pengguna Google	5	Aplikasi BYOND by BSI sangat memuaskan! Proses login dan transaksi berjalan lancar tanpa kendala, bahkan saat sinyal kurang baik. Tampilan aplikasinya juga menarik dan mudah dipahami, sehingga membuat pengalaman pengguna jadi lebih praktis. Fitur-fiturnya lengkap, mulai dari cek saldo, transfer, hingga pembayaran tagihan, semua bisa dilakukan dengan cepet dan aman. Selain itu, promonya juga banyak dan sangat membantu untuk menghemat setiap kali berbelanja. Secara keseluruhan aplikasi ini okey	2025-11-06 03.58.38

Gambar 2. Hasil web scraping

4.2. Data Cleaning

Pada tahap ini teks ulasan dibersihkan dengan menghilangkan karakter khusus, tanda baca, simbol, emotikon, selain itu, spasi berlebih dan format teks yang tidak konsisten juga diperbaiki agar data menjadi lebih rapi dan seragam. Hasil dari *data cleaning* ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil preprocessing data cleaning

Sebelum	Sesudah
Aplikasinya makin bagus! Tampilan simpel dan mudah dipahami, transaksi juga lancar tanpa error. Fitur-fitur seperti top up, transfer, dan pembayaran tagihan semuanya lengkap banget. Semoga ke depannya makin stabil dan terus ditingkatkan pelayanannya. Terima kasih BSI	Aplikasinya makin bagus Tampilan simpel dan mudah dipahami transaksi juga lancar tanpa error Fitur fitur seperti top up transfer dan pembayaran tagihan semuanya lengkap banget Semoga ke depannya makin stabil dan terus ditingkatkan pelayanannya Terima kasih Bsi

4.3. Case Folding

Case folding dilakukan untuk menghindari perbedaan representasi kata yang disebabkan oleh penggunaan huruf kapital dan huruf kecil, sehingga seluruh data ulasan akan diubah jadi ukuran huruf kecil. Berikut hasil *case folding* yang ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil preprocessing case folding

Sebelum	Sesudah
Aplikasinya makin bagus Tampilan simpel dan mudah dipahami transaksi juga lancar tanpa error Fitur fitur seperti top up transfer dan pembayaran tagihan semuanya lengkap banget Semoga ke depannya makin stabil dan terus ditingkatkan pelayanannya Terima kasih Bsi	aplikasinya makin bagus tampilan simpel dan mudah dipahami transaksi juga lancar tanpa error fitur fitur seperti top up transfer dan pembayaran tagihan semuanya lengkap banget semoga ke depannya makin stabil dan terus ditingkatkan pelayanannya terima kasih bsi

4.4. Normalization

Proses *normalization* dilakukan dengan mengubah kata-kata tidak baku, singkatan, atau bentuk kata informal menjadi baku sesuai kaidah bahasa. Hasil *normalization* ditunjukkan pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Hasil preprocessing normalization

Sebelum	Sesudah
aplikasinya makin bagus tampilan simpel dan mudah dipahami transaksi juga lancar tanpa error fitur fitur seperti top up transfer dan pembayaran tagihan semuanya lengkap banget semoga ke depannya makin stabil dan terus ditingkatkan pelayanannya terima kasih bsi	aplikasinya makin bagus tampilan simpel dan mudah dipahami transaksi juga lancar tanpa error fitur fitur seperti top up transfer dan pembayaran tagihan semuanya lengkap sekali semoga ke depannya makin stabil dan terus ditingkatkan pelayanannya terima kasih bsi

4.5. Tokenization

Setiap kalimat dalam teks ulasan dipisahkan menjadi unit-unit kata berdasarkan spasi atau batas kata sehingga menghasilkan daftar kata yang merepresentasikan isi ulasan. Hasil *tokenization* ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil preprocessing tokenization

Sebelum	Sesudah
aplikasinya makin bagus tampilan simpel dan mudah dipahami transaksi juga lancar tanpa error fitur fitur seperti top up transfer dan pembayaran tagihan semuanya lengkap sekali semoga ke depannya makin stabil dan terus ditingkatkan pelayanannya terima kasih bsi	['aplikasinya', 'makin', 'bagus', 'tampilan', 'simpel', 'dan', 'mudah', 'dipahami', 'transaksi', 'juga', 'lancar', 'tanpa', 'error', 'fitur', 'fitur', 'seperti', 'top', 'up', 'transfer', 'dan', 'pembayaran', 'tagihan', 'semuanya', 'lengkap', 'sekali', 'semoga', 'ke', 'depennya', 'makin', 'stabil', 'dan', 'terus', 'ditingkatkan', 'pelayanannya', 'terima', 'kasih', 'bsi']

4.6. Stopword Removal

Tahapan ini, dilakukan dengan mengeliminasi kata-kata fungsional yang sering muncul namun minim makna, seperti kata sambung dan kata depan.

Hal ini bertujuan untuk mempertahankan istilah-istilah yang mengandung bobot informasi tinggi bagi proses klasifikasi. Hasil dari *stopword removal* ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil preprocessing stopwords removal

Sebelum	Sesudah
['aplikasinya', 'makin', 'bagus', 'tampilan', 'simpel', 'dan', 'mudah', 'dipahami', 'transaksi', 'juga', 'lancar', 'tanpa', 'error', 'fitur', 'fitur', 'seperti', 'top', 'up', 'transfer', 'dan', 'pembayaran', 'tagihan', 'semuanya', 'lengkap', 'sekali', 'semoga', 'ke', 'depennya', 'makin', 'stabil', 'dan', 'terus', 'ditingkatkan', 'pelayanannya', 'terima', 'kasih', 'bsi']	aplikasinya bagus tampilan simpel mudah dipahami transaksi lancar tanpa error fitur fitur top up transfer pembayaran tagihan lengkap semoga depannya stabil ditingkatkan pelayanannya terima kasih bsi

4.7. Stemming

Proses stemming yaitu mengubah imbuhan kata (awalan, akhiran atau sisipan) menjadi kata dasar dengan menghilangkan imbuhan tersebut agar variasi kata dapat disederhanakan dalam analisis teks. Hasil *stemming* ditunjukkan pada Tabel 6 dibawah ini yang memperlihatkan, bagaimana kata-kata berimbuhan sebelumnya telah diubah menjadi bentuk dasar.

Tabel 6. Hasil preprocessing stemming

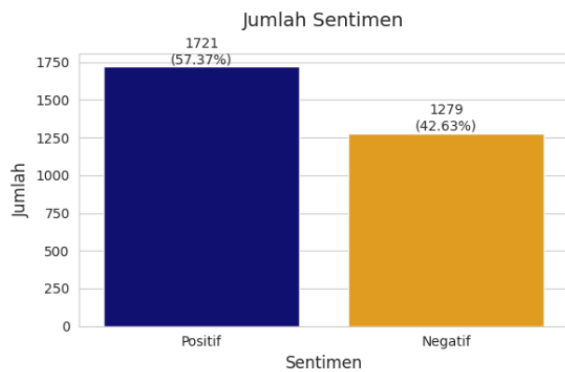
Sebelum	Sesudah
aplikasinya bagus tampilan simpel mudah dipahami transaksi lancar tanpa error fitur fitur top up transfer pembayaran tagihan lengkap semoga depannya stabil ditingkatkan pelayanannya terima kasih bsi	aplikasi bagus tampil simpel mudah paham transaksi lancar tanpa error fitur fitur top up transfer bayar tagih lengkap moga depan stabil tingkat layanan terima kasih bsi

4.8. Pelabelan

Pelabelan sentimen dalam penelitian ini diawali dengan pendekatan *lexicon-based*. Pada tahap ini, penentuan polaritas ditentukan dengan memetakan setiap kata dalam dokumen yang telah melalui proses *stemming*, kemudian mencocokkannya dengan entri kosakata di dalam kamus leksikon positif dan negatif.

Mekanisme klasifikasi dilakukan melalui teknik pencocokan kata kunci (*keyword matching*) untuk menghitung frekuensi kemunculan sentimen pada setiap kalimat. Label sentimen akhir ditetapkan berdasarkan dominasi jumlah kata, teks dikategorikan sebagai positif jika frekuensi kata positif lebih unggul, dan sebaliknya, dikategorikan sebagai negatif jika frekuensi kata negatif lebih dominan.

Setelah proses pelabelan berbasis *lexicon* dilakukan, tahap selanjutnya adalah pengecekan secara manual oleh penulis. Proses ini dilakukan untuk memastikan kesesuaian hasil pelabelan otomatis (*lexicon-based*) dengan makna dan konteks ulasan secara keseluruhan.



Berdasarkan hasil pelabelan yang telah dilakukan, diperoleh distribusi sentimen sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3 mayoritas ulasan berada pada kategori positif dengan jumlah 1.721 ulasan, sementara 1.279 ulasan lainnya tergolong ke dalam sentimen negatif.

4.9. TF-IDF

Berdasarkan hasil perhitungan TF-IDF yang ditampilkan pada Gambar 4 diperoleh nilai bobot kata yang berada pada rentang 0,0 hingga 0,1. Rentang nilai tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar kata memiliki tingkat kepentingan yang relatif rendah, sementara hanya beberapa kata tertentu yang lebih dominan dan berperan dalam menggambarkan karakteristik ulasan.

HASIL EKSTRAKSI FITUR TF-IDF:

Token	Skor_TFIDF
aplikasi	0.086393
tidak	0.064207
mudah	0.059705
transaksi	0.052228
bsi	0.042364
byond	0.040354
fitur	0.039250
cepat	0.033750
baik	0.033701
bantu	0.032791
bagus	0.032048
pakai	0.029580
transfer	0.026921
lengkap	0.026186

4.10. Klasifikasi dan Evaluasi

Pada Tabel 7 telah disajikan hasil evaluasi kinerja kedua algoritma dengan tiga skema pembagian data. Keduanya memberikan hasil yang sama-sama sangat baik dalam mengklasifikasikan sentimen. Namun demikian, SVM menunjukkan kemampuan klasifikasi yang relatif lebih baik dibandingkan *Naïve Bayes*.

Tabel 7. Hasil evaluasi

No.	Split Data	Algoritma	Hasil			
			Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
1.	70:30	Naïve Bayes	94	95.1	94.45	94.81
		SVM	94	97.18	92.35	94.72
2.	80:20	Naïve Bayes	93.67	94.55	94.55	94.55
		SVM	93.83	96.15	93.12	94.61
3.	90:10	Naïve Bayes	93	92.89	95.50	94.18
		SVM	95.33	97.12	94.94	96

4.11. Wordcloud

Berikut ini memperlihatkan *wordcloud*, yaitu visualisasi frekuensi kemunculan kata pada ulasan aplikasi dalam bentuk visual.



Gambar 5. Wordcloud sentimen positif

Berdasarkan Gambar 5, visualisasi wordcloud menunjukkan bahwa ulasan bernada positif didominasi oleh kata-kata yang berkaitan dengan kemudahan dan efisiensi penggunaan aplikasi. Istilah seperti “mudah”, “cepat”, “praktis”, dan “transfer” sering muncul, yang mencerminkan pengalaman pengguna yang merasa terbantu dalam melakukan aktivitas transaksi melalui aplikasi. Selain itu, kemunculan kata “fitur”, “aman”, dan “lengkap” mengindikasikan bahwa pengguna menilai aplikasi ini memiliki fungsionalitas yang memadai serta mampu memberikan rasa aman dalam penggunaannya.



Gambar 6. Wordcloud sentimen negatif

Visualisasi *wordcloud* pada Gambar 6 memperlihatkan bahwa ulasan dengan sentimen negatif banyak dipengaruhi oleh permasalahan teknis aplikasi. Kata-kata seperti “error”, “tidak bisa”, “lambat”, dan “ganggu” sering muncul, yang menunjukkan adanya hambatan dalam penggunaan layanan. Terdapat pula, kemunculan istilah seperti, “kendala”, dan “maintenance” mengindikasikan bahwa sebagian pengguna masih mengalami gangguan terkait proses fungsionalitas serta kestabilan sistem aplikasi.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil evaluasi terhadap 3.000 ulasan menunjukkan dominasi respon positif sebanyak 1.721 ulasan (57.37%) dibandingkan 1.279 ulasan negatif (42.63%), yang mengindikasikan tingkat kepuasan pengguna yang cukup baik terhadap aplikasi. Dalam proses klasifikasi, SVM menunjukkan kemampuan klasifikasi sentimen yang lebih baik dibandingkan *Naïve Bayes* pada seluruh variasi pembagian data. Performa tertinggi SVM dicapai pada proporsi 90:10 dengan nilai akurasi mencapai 95.33%, presisi 97.12%, *recall* 94.94%, dan *f1-score* 96%. Di sisi lain, *Naïve Bayes* memberikan hasil terbaik pada pembagian data 70:30 dengan tingkat akurasi 94%, disusul presisi 95.10%, *recall* 94.45%, dan *f1-score* 94.81%. Untuk penelitian selanjutnya, dapat mengeksplorasi berbagai jenis kernel pada SVM serta penambahan metrik evaluasi seperti *Area Under Curve* (AUC).

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Ahsanul, E. Efendi, B. Rachman, A. Ersaputri, and W. Khisbullah, “Impact Migrasi Aplikasi BSI Mobile Ke BYond By BSI : Untuk Nasabah Bank Syariah Indonesia (BSI) KCP Jember Karimata,” *J. Akunt. Keuang. dan Perpajak.*, vol. 01, no. 03, pp. 424–428, 2025, [Online]. Available: <https://jurnal.globalscients.com/index.php/jakp/article/view/300>
- [2] S. Kumar, P. P. Roy, D. P. Dogra, and B.-G. Kim, “A Comprehensive Review on Sentiment Analysis: Tasks, Approaches and Applications,” *eprint arXiv:2311.11250*, pp. 1–29, 2023, doi: 10.48550/arXiv.2311.11250.
- [3] F. N. Firzatullah and Nuroji, “Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Byond BSI Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma SVM Dan Random Forest Firdaus,” *METIK J.*, vol. 9, no. 2, pp. 359–363, 2025, doi: <https://doi.org/10.47002/6vte4567>.
- [4] B. A. Maulana, M. J. Fahmi, A. M. Imran, and N. Hidayati, “Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Pluang Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM): Sentiment Analysis of Pluang Applications With Naive Bayes and Support Vector Machine (SVM) Algorithm,” *MALCOM*, vol. 4, no. 2, pp. 375–384, Feb. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1206.
- [5] D. Atmajaya, A. Febrianti, and H. Darwis, “Metode SVM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen ChatGPT di Twitter,” *IJCS*, vol. 12, no. 4, pp. 2173–2181, Aug. 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i4.3341.
- [6] M. F. Hermansyah, D. Indra, and R. Ramdaniah, “Comparison Of Sentiment Classification Models At Sultan Hasanuddin Airport In Makassar,” *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 3, no. 1, pp. 54–68, 2025, doi: 10.35760/ik.2025.v30i1.14125.
- [7] J. A. Putra, A. Dharmawan, and J. Gondohanindijo, “Sentimen Analisis Aplikasi Digitalent Mobile Menggunakan Naive Bayes Dan SVM Dengan Ekstraksi Fitur TT-IDF,” *INTECOMS J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 7, no. 4, pp. 1139–1148, 2024, doi: 10.31539/intecoms.v7i4.11110.
- [8] O. Manullang, C. Prianto, and N. H. Harani, “Analisis Sentimen Untuk Memprediksi Hasil Calon Pemilu Presiden Menggunakan Lexicon Based Dan Random Forest,” *J. Ilm. Inform.*, vol. 11, no. 02, pp. 159–169, 2023, doi: 10.33884/jif.v11i02.7987.
- [9] A. Hermawan, I. Jowensen, J. Junaedi, and Edy, “Implementasi Text-Mining untuk Analisis Sentimen pada Twitter dengan Algoritma Support Vector Machine,” *JST (Jurnal Sains dan Teknol.)*, vol. 12, no. 1, pp. 129–137, Apr. 2023, doi: 10.23887/jstundiksha.v12i1.52358.
- [10] B. Brahimi, M. Touahria, and A. Tari, “Improving sentiment analysis in Arabic: A combined approach,” *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, vol. 33, no. 10, pp. 1242–1250, 2021, doi: 10.1016/j.jksuci.2019.07.011.
- [11] W. Khofifah, D. N. Rahayu, and A. M. Yusuf, “Analisis Sentimen Menggunakan Naive Bayes Untuk Melihat Review Masyarakat Terhadap Tempat Wisata Pantai Di Kabupaten Karawang Pada Ulasan Google Maps,” *J. Interkom J. Publ. Ilm. Bid. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 16, no. 4, pp. 28–38, 2022, doi: 10.35969/interkom.v16i4.192.
- [12] D. Siregar, F. Ladayya, N. Z. Albaqi, and B. M. Wardana, “Penerapan Metode Support Vector Machines (SVM) dan Metode Naive Bayes Classifier (NBC) dalam Analisis Sentimen Publik terhadap Konsep Child-free di Media Sosial Twitter,” *J. Stat. dan Apl.*, vol. 7, no. 1, pp. 93–104, 2023, doi: <https://doi.org/10.21009/JSA.07109>.
- [13] A. Syahrir, H. Harlinda, and F. Umar, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kebijakan Pemerintah Vaksinasi Booster 2 Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier,” *Bul. Sist. Inf. dan Teknol. Islam*, vol. 4, no. 4, pp. 347–359, Dec. 2023, doi: 10.33096/busiti.v4i4.1835.
- [14] S. Fi. Nurul Fitri H, F. Fattah, and H. Azis,

- “Comparative Analysis of Machine Learning Algorithm Variations in Classifying Body Shaming Topics on Social Media X,” *Indones. J. Data Sci.*, vol. 5, no. 2, pp. 121–131, 2024, doi: 10.56705/ijodas.v5i2.82.
- [15] L. N. Hayati, F. Y. Randana, and H. Darwis, “An In-depth Exploration of Sentiment Analysis on Hasanuddin Airport using Machine Learning Approaches,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 9, no. 2, pp. 195–208, Mar. 2025, doi: 10.29207/resti.v9i2.6253.
- [16] H. A. Rahman, R. Santoso, and T. Widiari, “Analisis Sentimen Pada Perusahaan Penyedia Jasa Logistik J&T Menggunakan Algoritma Multinomial Naive Bayes dan Support Vector Machine,” *J. Gaussian*, vol. 12, no. 2, pp. 242–253, 2023, doi: 10.14710/j.gauss.12.2.242-253.
- [17] D. Sahrul Bahri, “Analisis Perbandingan Algoritma Naïve Bayes dengan SVM (Support Vektor Machine) Dalam Mendiagnosis Penyakit Asma Comparative Analysis of Naïve Bayes and Support Vector Machine (SVM) Algorithms in Diagnosing Asthma,” *J. Janitra Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 5, no. 2, pp. 189–198, 2025, doi: 10.59395/m9qa0357.
- [18] A. K. Sari, A. Irsyad, D. N. Aini, Islamiyah, and S. E. Ginting, “Analisis Sentimen Twitter Menggunakan Machine Learning untuk Identifikasi Konten Negatif,” *Adopsi Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 64–73, 2024, doi: 10.30872/atasi.v3i1.1373.
- [19] D. Indra, R. Ramdaniah, and W. Sukur, “Analysis of Hybrid Learning Sentiment among Information Systems Students using The Naïve Bayes Classifier,” *J. ELTIKOM*, vol. 8, no. 2, pp. 91–99, 2024, doi: 10.31961/eltikom.v8i2.1144.
- [20] D. F. Ghofur and S. Sofiah, “Analisis Minat Nasabah Dalam Menggunakan Aplikasi Beyond Untuk Meningkatkan Loyalitas Nasabah Di BSI KCP GKB Gresik,” *J. Penelit. Nusantara*, vol. 1, no. 3, pp. 358–364, 2025, [Online]. Available: <https://padangjurnal.web.id/index.php/menulis/article/view/124/118>