

PERBANDINGAN KINERJA ALGORITMA NAÏVE BAYES DAN SUPPORT VECTOR MACHINE DALAM ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI SEABANK

Adnan Hanafi, Afu Ichsan Pradana, Dwi Hartanti

Teknik Informatika, Universitas Duta Bangsa Surakarta
Jl. Bhayangkara No.55, Kec. Serengan, Kota Surakarta, Indonesia
220103111@mhs.udb.ac.id

ABSTRAK

Pesatnya perkembangan digitalisasi layanan perbankan turut mendorong lonjakan pemanfaatan aplikasi *mobile banking* di Indonesia. Aplikasi SeaBank menjadi salah satu cerminan nyata tren tersebut, dengan lebih dari tiga juta ulasan yang terakumulasi pada Google Play Store. Volume data tekstual yang besar dan bersifat tidak terstruktur menjadikan pendekatan analisis manual tidak efektif, sehingga dibutuhkan mekanisme klasifikasi otomatis untuk mengidentifikasi sentimen pengguna. Penelitian ini bertujuan mengonstruksi kajian komparatif kinerja algoritma *Naïve Bayes* (NB) dan *Support Vector Machine* (SVM) pada ulasan aplikasi SeaBank. Metode penelitian ini menerapkan kerangka kerja CRISP-DM, dengan total 6.000 data ulasan yang dihimpun melalui teknik *scraping*. Seluruh data tersebut kemudian melewati serangkaian prosedur praproses, meliputi pembersihan teks (*cleaning*), tokenisasi, eliminasi *stopword*, *stemming*, *labeling* berdasar rating, serta representasi numerik dengan TF-IDF. Dataset dipartisi dengan rasio 80:20, kemudian dinilai performanya menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, serta *F1-Score* berbasis *macro average*. Temuan kajian ini mengindikasikan bahwa SVM tampil sebagai model yang lebih andal dengan capaian akurasi 89,3%, *precision* 86,1%, *recall* 86,5%, dan *F1-score* 86,3%, melampaui NB yang mencatatkan akurasi 88,3% serta hasil *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing 84,9%. Dengan demikian, SVM lebih direkomendasikan dalam mengimplementasikan klasifikasi sentimen otomatis pada layanan bank digital.

Kata kunci : Analisis Sentimen, SeaBank, TF-IDF, SVM, Naïve Bayes

1. PENDAHULUAN

Transformasi digital di sektor keuangan mendorong peningkatan signifikan penggunaan layanan *mobile banking* di Indonesia [1]. Aplikasi perbankan digital menjadi sarana utama interaksi bank dan nasabah sehingga kualitas sistem secara langsung memengaruhi kepuasan serta kepercayaan pengguna. Ulasan pada Google Play Store merepresentasikan pengalaman nyata terkait fitur, stabilitas, keamanan, dan layanan pelanggan, sehingga berpotensi menjadi sumber data evaluasi layanan [2]. Besarnya volume data tekstual yang tidak terstruktur tersebut menjadikan kajian secara konvensional tidak lagi memadai, sehingga pendekatan analisis sentimen berbasis pembelajaran mesin dipandang sebagai solusi yang tepat untuk mengungkap pola opini pengguna secara otomatis dan terukur [3].

Sebagai salah satu bank digital populer di Indonesia, SeaBank telah mengumpulkan lebih dari tiga juta ulasan pengguna di platform Google Play Store [4]. Ulasan tersebut mencerminkan pengalaman pengguna terkait kemudahan penggunaan, kecepatan transaksi, stabilitas sistem, dan kualitas layanan [5]. Keberagaman opini ini menunjukkan bahwa ulasan pengguna memiliki nilai strategis sebagai indikator evaluasi layanan. Namun, kumpulan informasi tersebut belum bisa memberikan kontribusi maksimal dalam mendukung pengambilan keputusan jika tidak diolah lewat metode yang terstruktur [6].

Sejumlah kajian terdahulu mengonfirmasi kapabilitas algoritma *Naïve Bayes* dan SVM dalam tugas analisis sentimen. Kolaborasi *Naïve Bayes* dan

TF-IDF berhasil menorehkan akurasi 85,5% pada ulasan BTN Mobile [3], sedangkan pengujian pada aplikasi BRImo satu mengungkap keunggulan tipis SVM atas *Naïve Bayes* dengan akurasi 83,11% berbanding 82,77% [7]. Studi yang secara khusus menyoroti ulasan aplikasi SeaBank pun telah dilakukan menggunakan *Naïve Bayes* pada 1.000 data dan berhasil mencapai akurasi 88%, namun cakupan kajian tersebut masih terbatas pada satu pendekatan algoritmik tanpa melibatkan komparasi metode lain [8]. Lebih jauh, mayoritas penelitian yang ada cenderung bertumpu pada algoritma tunggal atau hanya mengukur akurasi sebagai satu-satunya indikator keberhasilan, tanpa mempertimbangkan metrik evaluasi lain secara holistik. Kondisi ini memunculkan urgensi untuk melakukan evaluasi komparatif yang lebih komprehensif guna mengidentifikasi model yang paling efektif dalam tugas klasifikasi sentimen *review* pengguna [9].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini memodelkan *Naïve Bayes* dan SVM dengan pendekatan TF-IDF untuk mengkomparasikan kinerja klasifikasi sentimen secara mendalam. Dataset yang digunakan merupakan kumpulan ulasan SeaBank Indonesia dalam jumlah yang lebih besar untuk merepresentasikan distribusi opini secara lebih realistis [8]. Guna mengukur kinerja klasifikasi secara menyeluruh, pengujian model ini mengandalkan metrik akurasi, presisi, *recall*, serta *F1-score*. Proses tersebut kemudian didukung oleh analisis sebaran kelas untuk meninjau bagaimana kondisi keseimbangan pada dataset sentimen secara mendetail.

Secara keseluruhan, tujuan penelitian ini adalah mengkaji dan membandingkan efektivitas algoritma *Naïve Bayes* dan SVM dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi SeaBank, dengan orientasi akhir memperoleh model yang paling andal dan representatif untuk keperluan analisis sentimen berbasis teks.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Kajian mengenai klasifikasi sentimen pada platform perbankan digital telah cukup banyak dieksplorasi dengan memanfaatkan berbagai algoritma pembelajaran mesin, utamanya *Naïve Bayes* dan SVM. Salah satu studi yang mengkaji ulasan aplikasi BTN Mobile melaporkan bahwa *Naïve Bayes* yang dikombinasikan dengan pembobotan TF-IDF berhasil mencatatkan akurasi 85,5% [3]. Capaian tersebut mengindikasikan kehandalan *Naïve Bayes* dalam tugas klasifikasi teks berbahasa Indonesia, meskipun kajian masih terbatas pada satu pendekatan algoritmik tanpa melibatkan perbandingan metode lain.

Studi lain yang berfokus pada aplikasi Livin' by Mandiri mengimplementasikan SVM dengan dua skema representasi fitur berbeda, yakni TF-IDF dan *Word2Vec* [10]. Hasil komparasi menunjukkan bahwa TF-IDF menghasilkan akurasi lebih tinggi sebesar 87% dibandingkan *Word2Vec* yang hanya mencapai 83%. Temuan ini memperkuat posisi SVM sebagai algoritma yang tangguh dalam menangani ruang fitur berdimensi tinggi, kendati studi tersebut tidak melibatkan perbandingan lintas algoritma klasifikasi.

Kajian pada ulasan aplikasi BRImo mengambil langkah lebih jauh dengan membandingkan *Naïve Bayes* dan SVM secara langsung dalam konteks klasifikasi sentimen [7]. SVM sedikit lebih unggul dengan akurasi 83,11% dibandingkan NB yang memperoleh 82,77%. Relevansi studi ini cukup signifikan mengingat kesamaan kerangka komparasi dua algoritma pada domain *mobile banking*, meskipun objek kajiannya berbeda dengan penelitian ini.

Studi yang secara khusus menyoroti aplikasi SeaBank menerapkan *Naïve Bayes* dengan pembobotan TF-IDF pada sekitar 1.000 data ulasan dan berhasil meraih akurasi 88% [8]. Namun demikian, keterbatasan pada penggunaan algoritma tunggal menjadikan studi tersebut belum mampu menghadirkan gambaran komparatif performa model secara menyeluruh.

Berdasarkan penelitian terdahulu, dapat ditarik simpulan jika *Naïve Bayes* dan SVM secara konsisten menunjukkan kinerja yang memadai dalam analisis sentimen. Namun, sebagian besar penelitian masih menggunakan satu algoritma atau hanya berfokus pada pengukuran akurasi. Oleh karena itu, penelitian ini melakukan perbandingan kinerja algoritma *Naïve Bayes* dan SVM pada ulasan aplikasi SeaBank menggunakan representasi fitur TF-IDF dengan evaluasi yang lebih komprehensif melalui akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

2.2. Analisis Sentimen

Sebagai bagian dari bidang NLP, analisis sentimen berperan dalam memproses teks guna mengenali opini dan sikap emosional di balik ulasan pengguna. Tujuan utamanya adalah melakukan kategorisasi pendapat ke dalam label sentimen, yang lazimnya dibedakan menjadi polaritas positif dan negatif guna menilai kecenderungan pandangan publik terhadap suatu objek [11].

2.3. TF-IDF

Konversi data tekstual ke dalam ruang vektor numerik dilakukan melalui mekanisme pembobotan TF-IDF yang mengkuantifikasi relevansi setiap kata secara statistik. Skema ini mengintegrasikan dua komponen komplementer, yaitu *Term Frequency* (TF) sebagai pengukur frekuensi relatif kata dalam dokumen, dan *Inverse Document Frequency* (IDF) sebagai penentu bobot informatif kata terhadap keseluruhan korpus dokumen [12]:

$$TF\text{-}IDF(t, d) = TF(t, d) \times IDF(t) \quad (1)$$

2.4. Naïve Bayes

Pendekatan klasifikasi ini memanfaatkan Teorema Bayes yang didasarkan pada asumsi kemandirian antar variabel prediktor. Kesederhanaan arsitektur komputasionalnya menjadikan *Naïve Bayes* banyak diadopsi dalam skenario klasifikasi teks, khususnya ketika berhadapan dengan data berdimensionalitas tinggi [13]. Kaidah matematis yang melandasi model tersebut diekspresikan melalui persamaan berikut:

$$P(c | d) = \frac{P(c)P(d | c)}{P(d)} \quad (2)$$

2.5. Support Vector Machine (SVM)

Sebagai metode pembelajaran mesin, SVM beroperasi dengan cara mengonstruksi sebuah bidang pemisah (*hyperplane*) terbaik yang memaksimalkan margin antar kelas dalam ruang fitur. Kapabilitas generalisasi SVM yang *robust* menjadikannya sangat andal dalam menangani data kompleks tanpa mengalami degradasi performa yang signifikan [14]. Formulasi fungsi dalam model ini dinyatakan oleh:

$$f(x) = w \cdot x + b \quad (3)$$

Pada persamaan di atas, w merepresentasikan vektor bobot yang menentukan orientasi bidang pemisah, x merujuk pada vektor fitur dari data masukan, sedangkan b merupakan konstanta bias yang mengatur pergeseran *hyperplane* dari titik asal.

2.6. Evaluasi Kinerja Model

Penilaian performa dilakukan guna menguji efektivitas algoritma dalam melakukan kategorisasi sentimen secara presisi. Tahapan evaluasi dalam studi ini mengimplementasikan instrumen *confusion matrix* serta parameter pendukung yang meliputi akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* [15]. Kalkulasi nilai akurasi ditentukan melalui formulasi matematis berikut:

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

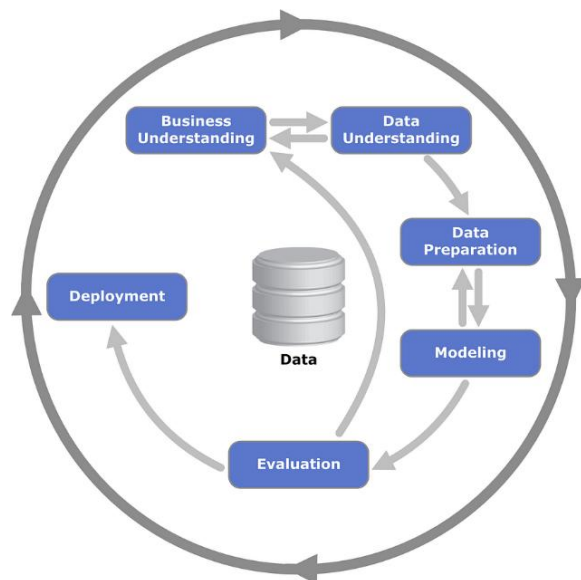
Di samping itu, *F1-score* digunakan sebagai metrik penyeimbang yang lebih sensitif terhadap ketidakseimbangan distribusi kelas dalam data.

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

Pada persamaan tersebut, *TP* dan *TN* menunjukkan jumlah prediksi yang sesuai dengan kelas sebenarnya, sedangkan *FP* dan *FN* merepresentasikan kesalahan klasifikasi yang dihasilkan model.

3. METODE PENELITIAN

Dalam menganalisa sentimen pengguna aplikasi SeaBank, penelitian ini mengacu pada metodologi *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM). Metode tersebut mengintegrasikan enam tahapan yang saling berkesinambungan dan terorganisasi secara hierarkis, yang secara visual direpresentasikan pada Gambar 1 [16].



Gambar 1. Diagram alir prosedur CRISP-DM

Sesuai alur pada Gambar 1, penelitian dilakukan melalui enam tahapan CRISP-DM yang digunakan secara sistematis mulai dari pemahaman masalah hingga penyajian hasil analisis sentimen ulasan aplikasi SeaBank.

- Business Understanding**, dengan mengawali riset berupa merumuskan urgensi analisis terhadap opini publik yang tersedia di Google Play Store mengenai layanan SeaBank. Selain mengekstraksi sentimen, fokus studi diarahkan pada pengujian performansi antara skema *Naïve Bayes* dan *SVM*.
- Data Understanding**, penelitian ini menggunakan data sekunder berupa ulasan pengguna aplikasi SeaBank yang diperoleh melalui proses *scraping* pada Google Play Store menggunakan pustaka *google-play-scraper*. Data dikumpulkan pada periode September 2021

hingga April 2026 dengan total 6.000 ulasan yang memuat teks ulasan (*review*), rating, nama pengguna, dan tanggal ulasan.

- Data Preparation**, data teks dipersiapkan melalui serangkaian tahapan praproses, yaitu pembersihan teks (*cleaning*), pemisahan kata (*tokenization*), penghapusan kata yang kurang informatif (*stopword removal*), serta reduksi kata (*stemming*) menggunakan pustaka *Sastrawi*.
- Modeling**, dataset dipisahkan menggunakan teknik *stratified sampling* dengan proporsi 80% untuk fase latihan dan 20% untuk fase pengujian. Pemisahan ini dilakukan agar model *MultinomialNB* dan *SVM* dapat diuji pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya secara adil.
- Evaluation**, keberhasilan klasifikasi dianalisis menggunakan parameter standar seperti akurasi, *precision*, *recall*, serta *F1-score*. Penulis menggunakan pendekatan *macro average* untuk memastikan setiap kelas sentimen mendapatkan bobot penilaian yang setara, sementara *confusion matrix* digunakan sebagai alat diagnostik untuk melihat detail kesalahan prediksi.
- Deployment**, hasil analisis disajikan dalam bentuk laporan penelitian dan visualisasi hasil evaluasi.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Business Understanding

Penelitian ini didorong oleh tantangan dalam mengolah volume data ulasan SeaBank yang masif dan tidak terstruktur di Google Play Store, sehingga diperlukan otomatisasi analisis sentimen untuk memetakan opini pengguna ke dalam kategori positif dan negatif. Fokus utama studi ini adalah melakukan uji komparatif terhadap efektivitas algoritma *Naïve Bayes* dan *SVM* melalui skema pembobotan fitur TF-IDF. Keandalan kedua model tersebut kemudian divalidasi secara mendalam menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* guna mengidentifikasi algoritma dengan performa klasifikasi yang paling superior.

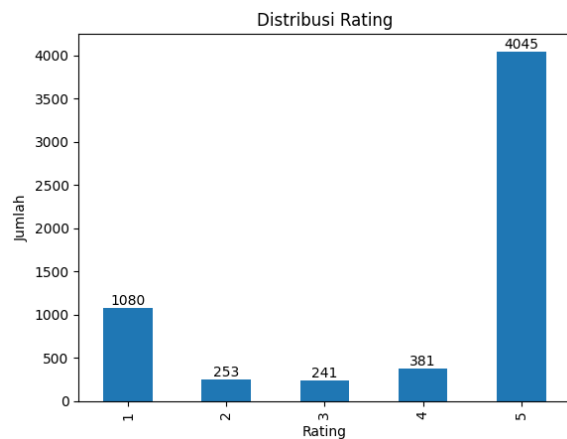
4.2. Data Understanding

Proses *scraping* berhasil memperoleh sebanyak 6.000 *review* aplikasi SeaBank dari Google Play Store. Dataset yang diperoleh terdiri atas atribut *username*, isi ulasan (*review*), nilai *rating*, dan *date*.

	username	review	rating	date
0	Pengguna Google	bagus sih simple juga menuanya gak neko neko	5	2026-03-17 05:56:40
1	Pengguna Google	Makasih seabank, sangat mudah digunakan, sanga...	5	2025-12-28 14:13:44
2	Pengguna Google	Aplikasi dengabn transaksi cepat dan gratis bi...	5	2026-03-01 05:48:33
3	Pengguna Google	seabank keren, gampang penggunaan nya.	5	2026-04-19 20:22:52
4	Pengguna Google	Sering lag waktu mau masuk ke aplikasi nya. Se...	3	2026-03-12 00:07:24
5	Pengguna Google	gak bisa dibuka . Ngeblank kalau ada masalah o...	3	2026-02-23 12:53:48
6	Pengguna Google	kenapa saya tidak bisa masuk, terus ada tulisa...	1	2026-02-15 13:14:45
7	Pengguna Google	aplikasi yang aman dan mudah gratis menguntungkan	5	2026-03-14 14:16:46
8	Pengguna Google	sangat bagus online service customer 24jam, a...	5	2026-02-18 16:44:41
9	Muhammad Amin	sama saja dgn BRIMO tp ini versi ngk ribet nya...	5	2026-04-15 21:31:00

Gambar 2. Hasil Scraping

Dari *preview* dataset pada Gambar 2, dapat dilihat bahwa data ulasan masih berbentuk teks tidak terstruktur dengan penggunaan bahasa informal, singkatan, serta beberapa *typo* pada penulisan kata. Selain itu, ditemukan juga beberapa ulasan dengan isi yang mirip sehingga diperlukan tahap *preprocessing* sebelum proses klasifikasi sentimen dilakukan. Visualisasi distribusi rating dilakukan untuk melihat persebaran penilaian pengguna terhadap aplikasi SeaBank.



Gambar 3. Distribusi rating ulasan SeaBank

Pola distribusi pada Gambar 3 mengindikasikan dominasi skor *rating* tinggi dibandingkan *rating* rendah, yang mencerminkan kecenderungan mayoritas pengguna dalam memberikan apresiasi positif terhadap layanan aplikasi SeaBank.

4.3. Data Preparation

Di tahap ini, data ulasan pengguna SeaBank diproses agar siap digunakan pada tahap klasifikasi sentimen. Proses ini meliputi *cleaning*, pemisahan kata atau *tokenization*, *stopword removal*, serta *stemming*. Setelah itu, dilakukan pelabelan sentimen, penghapusan data duplikat, serta ekstraksi fitur dengan metode TF-IDF.

Proses *cleaning* dilakukan dengan menghapus karakter selain huruf serta menyeragamkan teks ke huruf kecil. Selanjutnya, teks dipecah menjadi token, kemudian kata-kata yang kurang informatif dihapus menggunakan *stopwords* bahasa Indonesia dari *NLTK* dengan tambahan kata “nya” dan “seabank”. Proses *stemming* kemudian dijalankan menggunakan pustaka *Sastrawi* guna mereduksi setiap kata ke bentuk leksikalnya. Guna meningkatkan integritas dataset, entri kosong dan ulasan yang duplikat turut dieliminasi sebelum tahapan klasifikasi dieksekusi.

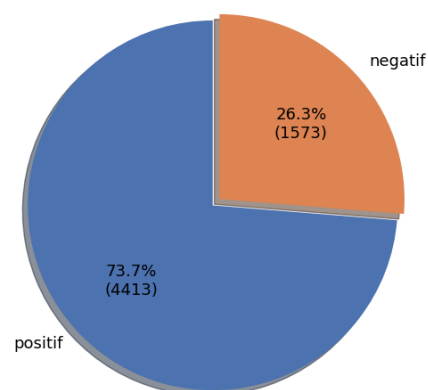
Tabel 1. Hasil *Preprocessing*

Tahap	Hasil
Review Awal	“Aplikasi nya simpel mudah di pahami dan ringan, Untuk fitur nya pun lengkap. Sudah 2 tahun pakai Seabank”

Tahap	Hasil
Data Cleaning	aplikasi nya simpel mudah di pahami dan ringan untuk fitur nya pun lengkap sudah tahun pakai seabank
Tokenization	['aplikasi', 'nya', 'simpel', 'mudah', 'di', 'pahami', 'dan', 'ringan', 'untuk', 'fitur', 'nya', 'pun', 'lengkap', 'sudah', 'tahun', 'pakai', 'seabank']
Stopword Removal	['aplikasi', 'simpel', 'mudah', 'pahami', 'ringan', 'fitur', 'lengkap', 'pakai']
Stemming	aplikasi simpel mudah paham ringan fitur lengkap pakai
Labelling	positif

Berdasarkan Tabel 2, rangkaian tahapan *preprocessing* menghasilkan perubahan pada teks *review* menjadi format yang lebih bersih, terstruktur, dan siap diproses pada tahap klasifikasi sentimen. Pada tahap ini, teks mengalami pembersihan serta penyederhanaan kata agar informasi yang diproses menjadi lebih relevan.

Skema pelabelan sentimen dibangun dengan menjadikan skor *rating* pengguna sebagai acuan kategorisasi, yakni rentang nilai 4–5 sebagai representasi sentimen positif, sedangkan skor 1–3 dikelompokkan kategori sentimen negatif.



Gambar 4. Distribusi sentimen setelah *preprocessing*

Berdasarkan Gambar 4, distribusi sentimen menunjukkan dominasi kelas positif sebanyak 4.413 data (73,7%), sedangkan kelas negatif berjumlah 1.573 data (26,3%). Ketimpangan proporsi ini mengisyaratkan bahwa mayoritas pengguna cenderung mengekspresikan kepuasan terhadap layanan yang disediakan aplikasi SeaBank.

Sebagai pelengkap analisis eksploratif, *WordCloud* dibuat untuk memberikan gambaran mengenai dominansi data ulasan pascaproses, di mana skala tipografi kata merepresentasikan frekuensi kemunculannya secara proporsional.



Gambar 5. *WordCloud* ulasan SeaBank

Dari Gambar 5, terlihat beberapa kata yang dominan muncul pada ulasan pengguna SeaBank, seperti “aplikasi”, “bagus”, “mudah”, “transfer”, “saldo”, dan “uang”. Dominasi kata tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar ulasan membahas kemudahan penggunaan aplikasi, proses transaksi, serta layanan keuangan yang tersedia pada aplikasi SeaBank.

Setelah tahap praproses tuntas, transformasi teks ke ruang vektor numerik dieksekusi menggunakan metode TF-IDF dengan parameter yang dikonfigurasi secara selektif. Konfigurasi tersebut meliputi cakupan fitur berbasis *unigram* dan *bigram* dengan *ngram_range*=(1,2), pembatasan maksimum 5.000 fitur, penyaringan kata berdasarkan ambang frekuensi dokumen, serta penerapan skala *sublinear* untuk menghasilkan bobot fitur yang lebih proporsional dan relevan secara kontekstual.

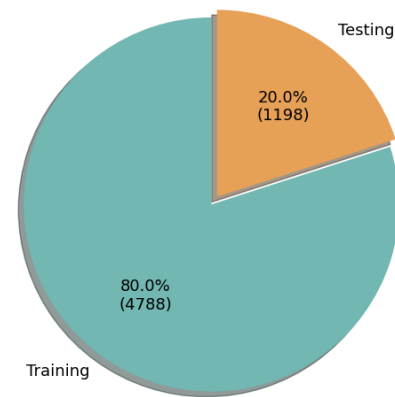
	admin	aja	aja fitur	aju	akses	akses akun	akses menu	akun	akun blokir	akun nggak
0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.109	0.000	0.140	0.000	0.000	0.000
1	0.000	0.000	0.000	0.000	0.110	0.000	0.142	0.000	0.000	0.000
2	0.000	0.000	0.000	0.000	0.115	0.000	0.148	0.000	0.000	0.000
3	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
4	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
5	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.092	0.000	0.000
6	0.119	0.122	0.268	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
7	0.000	0.085	0.000	0.116	0.103	0.173	0.000	0.143	0.137	0.185

Gambar 6. Proses TF-IDF

Transformasi TF-IDF pada Gambar 6 menghasilkan bobot kata yang berbeda pada setiap dokumen sesuai tingkat kemunculannya. Representasi numerik tersebut selanjutnya digunakan sebagai masukan bagi algoritma *Naïve Bayes* dan SVM dalam proses klasifikasi sentimen.

4.4. Modeling

Proses pembentukan model dilakukan dengan memanfaatkan hasil representasi fitur *TF-IDF* sebagai masukan untuk algoritma *Naïve Bayes* serta *SVM*. Partisi dataset dieksekusi menggunakan skema *train-test split* berrasio 80:20, dengan penerapan stratifikasi untuk menjamin distribusi kelas sentimen yang proporsional antara *data training* dan *data testing*.



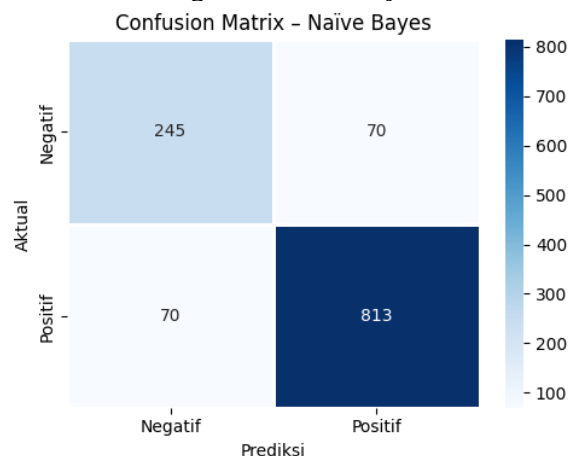
Gambar 7. *Split data*

Dari diagram pada Gambar 7, sebanyak 4.788 data (80%) digunakan sebagai data *training*, sedangkan 1.198 data (20%) digunakan sebagai data *testing*. Selanjutnya, model *Naïve Bayes* dibangun menggunakan *MultinomialNB*, sementara *SVM* diterapkan menggunakan *LinearSVC* sebelum dilakukan evaluasi performa model.

4.5. Evaluation

Tahapan evaluasi dijalankan guna mengkuantifikasi kapabilitas prediktif masing-masing algoritma dalam mengklasifikasikan polaritas sentimen ulasan pengguna aplikasi SeaBank. Instrumen pengukuran yang digunakan mencakup metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* berbasis *macro average*, yang dilengkapi dengan *confusion matrix* untuk menelaah pola distribusi prediksi pada tiap kelas sentimen. Penggunaan *macro average* dipilih karena distribusi data pada penelitian ini cenderung tidak seimbang, di mana sentimen positif mendominasi sebanyak 4.413 data (73,7%), sedangkan sentimen negatif berjumlah 1.573 data (26,3%). Pendekatan ini memungkinkan penilaian yang lebih berimbang terhadap performa model dalam mengenali kedua kelas sentimen secara proporsional, tidak semata bertumpu pada capaian akurasi global.

4.6. Evaluasi Algoritma *Naïve Bayes*



Gambar 8. *Confusion Matrix* algoritma *Naïve Bayes*

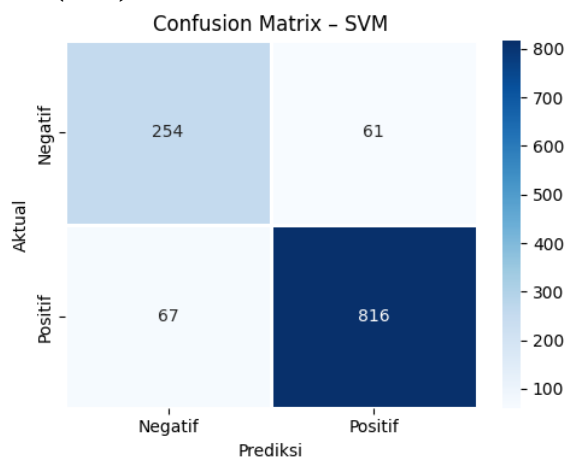
Merujuk pada Gambar 8, model *Naïve Bayes* berhasil mengidentifikasi secara akurat sebanyak 245 entri berkelas negatif dan 813 entri untuk sentimen positif. Meski demikian, masih terdapat misklasifikasi, masing-masing 70 data pada label positif maupun negatif. Secara keseluruhan, pola distribusi ini mengindikasikan bahwa algoritma memiliki kapabilitas yang mumpuni dalam mengekstraksi fitur sentimen, walaupun masih terdapat ruang untuk perbaikan pada beberapa sampel data uji.

Tabel 2. Ringkasan peforma model *Naïve Bayes*

Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
0,883	0,849	0,849	0,849

Naïve Bayes mencatatkan capaian akurasi sebesar 88,3%, sementara nilai *precision*, *recall*, dan skor-F1 secara serentak berada pada angka 84,9%. Keselarasan nilai ketiga metrik tersebut mengisyaratkan bahwa algoritma mampu mempertahankan konsistensi performa dalam mengidentifikasi kedua polaritas sentimen secara seimbang.

4.7. Evaluasi Algoritma Support Vector Machine (SVM)

Gambar 9. *Confusion Matrix* algoritma SVM

Dari Gambar 9 di atas, algoritma SVM berhasil mengidentifikasi 254 data sentimen negatif dan 816 data sentimen positif secara tepat. Kesalahan prediksi tercatat pada 61 entri negatif yang terklasifikasi ke kelas positif serta 67 entri positif yang terklasifikasi ke kelas negatif. Apabila dibandingkan dengan *Naïve Bayes*, volume prediksi yang tepat pada SVM terlihat lebih tinggi, mengindikasikan kapabilitas klasifikasi yang lebih konsisten dan andal.

Tabel 3. Hasil evaluasi algoritma SVM

Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
0,893	0,861	0,865	0,863

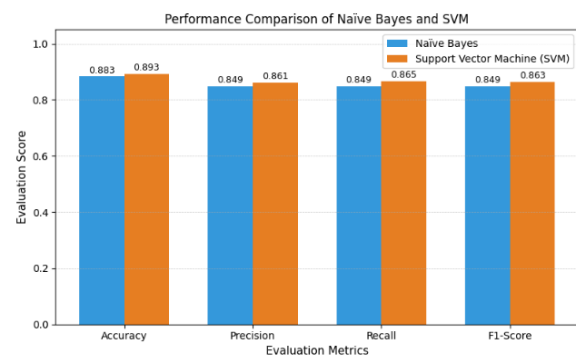
Berlandaskan hasil pengukuran pada Tabel 3, SVM mencatatkan akurasi sebesar 89,3% dengan

precision 86,1%, *recall* 86,5%, dan skor-F1 86,3%. Keunggulan nilai pada seluruh metrik tersebut mengonfirmasi bahwa SVM mampu menghasilkan klasifikasi yang lebih superior dibandingkan *Naïve Bayes* dalam konteks pengolahan data ulasan aplikasi SeaBank.

4.8. Perbandingan Kinerja Algoritma

Tabel 4. Hasil kinerja algoritma

Metrik	NB	SVM
Akurasi	0,883	0,893
Precision	0,849	0,861
Recall	0,849	0,865
F1-Score	0,849	0,863



Gambar 10. Visualisasi perbandingan kinerja algoritma

Berlandaskan data pada Tabel 4 dan visualisasi Gambar 10, SVM terbukti melampaui *Naïve Bayes* pada setiap dimensi pengukuran yang diterapkan dalam penelitian ini. Konsistensi keunggulan tersebut yang tercermin pada seluruh metrik evaluasi mengukuhkan posisi SVM sebagai algoritma yang lebih andal dalam menuntaskan tugas diskriminasi sentimen ulasan aplikasi SeaBank.

Keberhasilan SVM tersebut tidak dapat dilepaskan dari arsitektur dasarnya yang dirancang untuk mengoptimalkan batas pemisah antarkelas pada ruang fitur berdimensi tinggi, sebagaimana yang dihasilkan oleh vektorisasi TF-IDF. Mekanisme pembentukan *hyperplane* optimal memungkinkan SVM untuk mempartisi data sentimen dengan tingkat presisi yang lebih superior. Di sisi lain, *Naïve Bayes* yang mengandalkan inferensi probabilistik dengan presuposisi independensi kondisional antarfitur cenderung mengabaikan keterkaitan semantik antara kata-kata yang berpotensi bermakna dalam konteks analisis sentimen. Terlepas dari perbedaan kapabilitas tersebut, kedua algoritma tetap membuktikan kelayakannya sebagai instrumen klasifikasi yang kompeten dalam ekosistem penelitian ini..

4.9. Deployment

Tahap akhir penelitian ini menyajikan keseluruhan hasil analisis dalam format laporan ilmiah yang dilengkapi dengan representasi visual perbandingan kinerja algoritma. Temuan penelitian ini dapat dimanfaatkan sebagai referensi untuk

memahami kecenderungan sentimen pengguna terhadap aplikasi SeaBank, sekaligus menjadi bahan pertimbangan dalam evaluasi layanan maupun pengembangan penelitian analisis sentimen pada konteks serupa.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kajian ini membuktikan bahwa pendekatan analisis sentimen berbasis *Naïve Bayes* dan SVM dengan representasi fitur TF-IDF mampu mengklasifikasikan polaritas ulasan pengguna aplikasi SeaBank secara sistematis dan terukur. Hasil komparasi menunjukkan bahwa SVM konsisten melampaui *Naïve Bayes* pada seluruh dimensi evaluasi, dengan akurasi 89,3%, *precision* 86,1%, *recall* 86,5%, dan *F1-score* 86,3% berbanding akurasi 88,3% serta *precision*, *recall*, dan *F1-score* senilai 84,9% milik *Naïve Bayes*. Keunggulan komprehensif SVM tersebut memperkuat argumentasi bahwa algoritma ini lebih adaptif dalam mengolah fitur teks berdimensi tinggi untuk keperluan klasifikasi sentimen. Riset selanjutnya disarankan untuk mempertimbangkan perluasan cakupan data, integrasi teknik *resampling* guna memitigasi ketimpangan distribusi kelas, serta eksplorasi algoritma dan pendekatan ekstraksi fitur alternatif sebagai upaya optimalisasi performa model lebih lanjut.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Fibriyanti Armina, N. Sulistiyowati, and T. Nur Padilah, "Implementasi Algoritma Multinomial Naive Bayes pada Analisis Sentimen terhadap Ulasan Pengguna Aplikasi Brimo" *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 3, pp. 1817–1822, Nov. 2023, doi: 10.36040/jati.v7i3.7012.
- [2] A. H. Hakim, A. L. Hananto, F. Nurapriani, and B. Huda, "Analisis Sentimen Aplikasi Bank Digital Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *Journal of Informatics and Communication Technology (JICT)*, vol. 7, no. 1, pp. 22–34, 2025, doi: <https://doi.org/10.52661/jict.v7i1.405>.
- [3] W. P. Ramadhan and D. Juardi, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Btn Mobile Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 1, 2025, doi: <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i1.6002>.
- [4] Google Play Store, "SeaBank - Bank Digital." Accessed: Mar. 01, 2026. [Online]. Available: <https://play.google.com/store/apps/details?id=id.co.bankbkemobile.digitalbank>
- [5] E. D. K. Wardani, F. F. Yo, and W. N. Meylugita, "Implementasi Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Ulasan Pengguna untuk Aplikasi Seabank di Google Play Store," *Jurnal Kecerdasan Buatan dan Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 1, pp. 13–24, 2025, doi: <https://doi.org/10.69916/jkbt.v4i1.193>.
- [6] D. Ardiansyah, R. Aryanti, and E. Fitriani, "Analisis Sentimen Pengguna GoPay pada Layanan Keuangan Digital dengan Perbandingan Naïve Bayes dan SVM," *Profitabilitas*, vol. 5, no. 2, pp. 83–89, 2025, doi: <https://doi.org/10.31294/profitabilitas.v5i2.11513>.
- [7] M. F. Ramadan, A. R. Dikananda, and A. Rifa'i, "Comparison of sentiment analysis models enhanced by naïve Bayes and support vector machine algorithms on mobile banking BRI Mo reviews," *Journal of Artificial Intelligence and Engineering Applications (JAIEA)*, vol. 4, no. 2, pp. 677–686, 2025, doi: <https://doi.org/10.59934/jaiea.v4i2.732>.
- [8] N. Z. Putri, M. Martanto, A. R. Dikananda, and A. Rifa'i, "Analisis Sentimen Aplikasi SeaBank dengan Algoritma Naive Bayes untuk Optimalisasi Pelayanan," *Jurnal Informatika Terpadu*, vol. 11, no. 1, pp. 55–62, Apr. 2025, doi: 10.54914/jit.v11i1.1721.
- [9] 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: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 2, pp. 375–384, 2024, doi: <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i2.1206>.
- [10] A. Suharman and M. Kamayani Sulaeman, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Livin'by Mandiri Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM) dengan Ekstraksi Fitur TF-IDF dan Word2Vec," *Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia*, vol. 5, no. 8, pp. 2201–2212, 2025, doi: <https://doi.org/10.52436/1.jpti.941>.
- [11] S. D. Prasetyo, S. S. Hilabi, and F. Nurapriani, "Analisis Sentimen Relokasi Ibukota Nusantara Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan KNN," *Jurnal KomtekInfo*, pp. 1–7, 2023, doi: <https://doi.org/10.35134/komtekinfo.v10i1.330>.
- [12] R. Damanhuri and V. A. Husein, "Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Access by KAI Berbahasa Indonesia Menggunakan Word-Embedding dan Classical Machine Learning," *Jurnal Masyarakat Informatika*, vol. 15, no. 2, pp. 97–106, 2024, doi: <https://doi.org/10.14710/jmasif.15.2.62383>.
- [13] M. K. K. Insan, U. Hayati, and O. Nurdianan, "Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Ulasan Pengguna Di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 1, pp. 478–483, 2023, doi: <https://doi.org/10.36040/jati.v7i1.6373>.
- [14] 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)," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 2, pp. 375–384, Feb. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i2.1206.
- [15] R. Merdiansah, S. Siska, and A. Ali Ridha, "Analisis Sentimen Pengguna X Indonesia Terkait Kendaraan Listrik Menggunakan IndoBERT," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi (JIKOMSI)*, vol. 7, no. 1, pp. 221–228, Mar. 2024, doi: 10.55338/jikoms.v7i1.2895.
- [16] H. Kishendrian, N. Hanum, C. Prianto, and W. I. Rahayu, "Penerapan Metode Clustering Dalam Segmentasi Pelanggan Perusahaan Logistik," *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, vol. 6, no. 3, pp. 137–146, Dec. 2023, doi: 10.31598/sintechjournal.v6i3.1432