

ANALISIS SENTIMEN TERHADAP KEAMANAN DAN PRIVASI APLIKASI BANK DIGITAL MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES CLASSIFICATION DAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Silvi Amalia Rahim^{1*}, Nuramaliyah²

^{1,2}Program Studi Statistika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Terbuka

*Penulis korespondensi: silviamalia2701@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini menganalisis sentimen pengguna terkait keamanan dan privasi pada aplikasi BRImo, BCA Mobile, dan Livin' Mandiri dengan memanfaatkan ulasan dari *Google Play Store* melalui teknik web *scraping*. Setelah melalui tahapan praproses teks, data diklasifikasikan menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classification* (NBC) dan *Support Vector Machine* (SVM). Evaluasi dilakukan menggunakan *train-test split* (80:20) dan validasi silang *K-Fold*. Hasil analisis menunjukkan bahwa ulasan pengguna didominasi oleh sentimen negatif, terutama pada BCA Mobile dan Livin' Mandiri. Pada pengujian model, SVM konsisten menghasilkan performa terbaik dengan akurasi rata-rata 83,76% pada *train-test split* dan 84,07% pada validasi *K-Fold*, melampaui kinerja NBC. Temuan ini menegaskan bahwa SVM lebih efektif dalam mengklasifikasikan sentimen terkait keamanan dan privasi aplikasi bank digital.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Keamanan dan Privasi, *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine*.

1 PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah mendorong transformasi signifikan dalam sektor keuangan global, termasuk di Indonesia (Putranto, *et al.*, 2025). Digitalisasi perbankan menjadi strategi utama dalam meningkatkan efisiensi dan kenyamanan layanan bagi nasabah (Hakim, *et al.*, 2025). Berdasarkan laporan Bank Indonesia, nilai transaksi perbankan digital pada tahun 2023 mencapai Rp 58.478 triliun, meningkat sebesar 13,48 % dibandingkan capaian tahun sebelumnya (Nabilah, *et al.*, 2024). Survei McKinsey juga mencatat bahwa 78 % masyarakat Indonesia telah aktif menggunakan layanan perbankan digital pada tahun 2021 (Temenos, 2023). Namun, peningkatan tersebut diiringi dengan meningkatnya kekhawatiran masyarakat terhadap aspek keamanan dan privasi data pribadi, yang masih menjadi salah satu hambatan utama dalam pembangunan ekosistem bank digital yang berkelanjutan (Center for Financial Inclusion, 2022). Di Indonesia, munculnya berbagai aplikasi bank digital seperti Brimo, BCA Mobile, dan Livin' Mandiri menandai pergeseran perilaku nasabah menuju layanan keuangan berbasis aplikasi. Meski demikian, aspek keamanan dan privasi masih menimbulkan kekhawatiran publik, terutama terkait risiko kebocoran data dan perlindungan informasi nasabah. Regulasi perlindungan data pribadi dalam sektor perbankan juga dinilai belum sepenuhnya komprehensif untuk menjamin keamanan transaksi digital (Sriono, *et al.*, 2023). Kondisi ini menegaskan perlunya kajian berbasis data empiris untuk memahami persepsi dan sentimen pengguna terhadap keamanan serta privasi aplikasi bank digital di Indonesia, sebagai dasar bagi peningkatan kepercayaan masyarakat terhadap layanan tersebut. Analisis sentimen merupakan proses menganalisis data dengan mengidentifikasi berbagai sudut pandang, opini, dan emosi yang terkandung dalam teks untuk mengetahui apakah bersifat positif atau negatif (Tarumingkeng, 2024). Proses ini dapat dijalankan menggunakan algoritma klasifikasi seperti *Naïve Bayes Classification* (NBC) dan *Support Vector Machine* (SVM) (Kurniawan, *et al.*, 2023).

Beberapa penelitian terdahulu telah menerapkan pendekatan analisis sentimen untuk mengevaluasi persepsi pengguna terhadap layanan bank digital di Indonesia. Penelitian oleh Andrian, *et al.* (2022) dan Karmagatri, *et al.* (2023) menunjukkan efektivitas NBC dalam mengidentifikasi sentimen positif dan negatif terhadap kepuasan pengguna layanan perbankan digital. Selanjutnya, Soliha, *et al.* (2023) menerapkan NBC untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap layanan digital banking di Indonesia melalui ulasan *Google Play Store*. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi sebesar 81 %, yang membuktikan bahwa metode NBC mampu mengklasifikasikan opini nasabah dengan baik meskipun pada data teks yang besar dan tidak terstruktur. Christian, *et al.* (2024) juga meneliti sentimen pengguna terhadap aplikasi Sea Bank menggunakan NBC dan SVM. Mereka menemukan bahwa NBC memberikan hasil yang kompetitif dengan tingkat akurasi mencapai 93,1 %, serta lebih efisien untuk data ulasan berukuran besar yang cenderung pendek dan informatif. Penelitian serupa dilakukan oleh Kusumawardani dan Rahman (2023) melakukan penelitian pada aplikasi *e-wallet* di Indonesia, yang menunjukkan bahwa NBC lebih unggul dalam hal kecepatan komputasi dan stabilitas akurasi dibandingkan metode kompleks seperti SVM, terutama ketika menangani data ulasan yang bersifat tidak terstruktur.

Meskipun demikian, sebagian besar penelitian terdahulu masih berfokus pada aspek kepuasan dan kemudahan penggunaan aplikasi bukan secara spesifik pada dimensi keamanan dan privasi dalam konteks perbankan digital. Selain itu, sumber data yang digunakan umumnya berasal dari media sosial seperti Twitter, bukan dari ulasan pengguna diplatform resmi yang lebih mencerminkan pengalaman dan opini autentik nasabah. Dengan demikian, terdapat kesenjangan penelitian dalam mengeksplorasi sentimen publik terhadap keamanan dan privasi aplikasi bank digital berbasis ulasan pengguna. Untuk mengisi celah tersebut, penelitian ini menerapkan pendekatan analisis sentimen berbasis algoritma NBC dan SVM, yang dikenal memiliki keunggulan dalam efisiensi komputasi, kemudahan implementasi, serta kemampuan menangani data teks besar dengan tingkat akurasi kompetitif, sebagaimana juga ditunjukkan oleh berbagai studi terdahulu. Kedua metode ini dinilai tepat digunakan untuk analisis teks berbahasa Indonesia yang memiliki struktur sederhana namun kaya variasi makna. Kemudian performa keduanya dibandingkan untuk mengetahui efektivitas dan memberikan hasil klasifikasi paling akurat.

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi sentimen dalam ulasan pengguna terkait aspek keamanan dan privasi aplikasi bank digital di Indonesia dengan memanfaatkan algoritma NBC dan SVM. Secara teoritis, penelitian ini diharapkan dapat memperkaya literatur mengenai analisis sentimen dan pengolahan bahasa alami (*Natural Language Processing*) khususnya dalam konteks keamanan digital pada sektor keuangan. Secara praktis, hasil penelitian ini dapat dijadikan masukan bagi pengembang aplikasi bank digital maupun regulator, seperti Otoritas Jasa Keuangan (OJK), dalam merancang strategi penguatan keamanan, penyempurnaan kebijakan privasi, serta peningkatan kepercayaan masyarakat terhadap layanan bank digital di Indonesia.

2 METODE

2.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini menerapkan pendekatan kuantitatif bersifat eksperimen komputasional, karena berfokus pada penerapan model klasifikasi terhadap dataset teks guna mengukur akurasi dan efektivitas metode dengan menggunakan algoritma NBC dan SVM (Anggara, 2024).

2.2 Sumber dan Karakteristik Data

Data dalam penelitian ini berasal dari ulasan pengguna pada platform *Google Play Store* terhadap sejumlah aplikasi bank digital populer di Indonesia, yaitu Brimo, BCA Mobile, dan

Liniv' Mandiri. Proses pengumpulan data dilakukan melalui teknik web scraping dengan memanfaatkan Google Colaboratory.

Kriteria data:

1. Ulasan diambil sebanyak 5000 per aplikasi untuk memperoleh data terkini.
2. Hanya ulasan dengan *keyword* mengenai keamanan dan privasi yang akan dianalisis.
3. Data duplikat dan kosong atau berisi emoji dihapus pada tahap *cleaning*.

Total dataset awal terdiri atas 15.000 ulasan pengguna, yang setelah pembersihan menjadi 2.387 ulasan valid. Setiap ulasan mencakup atribut teks ulasan, *rating* (1 sampai 5 bintang) dan tanggal publikasi. *Rating* digunakan sebagai referensi awal untuk membantu proses pelabelan sentimen (positif, negatif) secara semi otomatis.

2.3 Tahapan Analisis Data

Penelitian ini secara sistematis, melalui beberapa tahapan utama yang dijelaskan secara rinci untuk memberikan gambaran menyeluruh tentang proses sentimen analisis terhadap aplikasi bank digital dengan menggunakan NBC dan SVM. Seluruh proses dilakukan dengan bantuan Google Colaboratory sebagai *platform* pemrograman berbasis *cloud*, yang memungkinkan pengolahan data dan penerapan algoritma secara efisien tanpa memerlukan dukungan perangkat keras khusus.

2.3.1 Pengumpulan Data

Data dikumpulkan menggunakan metode web *scraping*, dilakukan terhadap ulasan pengguna aplikasi perbankan digital yang tersedia pada *platform* Google Play Store (Pamungkas & Cahyono, 2024).

2.3.2 Pelabelan Data

Pada tahap ini, pelabelan dibagi menjadi dua kategori yaitu positif dan negatif yang ditentukan berdasarkan skor (*rating*) dari setiap ulasan. Skor empat dan lima diklasifikasikan sebagai ulasan positif, sedangkan skor satu dan dua diklasifikasikan sebagai ulasan negatif (Hakim, *et al.*, 2025).

2.3.3 Pre-Processing Data

Data yang dihasilkan dari Google Play Store perlu dibersihkan sebelum masuk ke model pengklasifikasian. *Pre-Processing* diperlukan untuk menghilangkan *noise*, data yang tidak diinginkan atau tidak diperlukan dan membuatnya dapat diprediksi dan dianalisis untuk tugas selanjutnya (Andrian, *et al.*, 2022). Langkah *Pre-Processing* dalam penelitian ini terdiri dari tahapan berikut (Liu, 2020).

- *Cleaning*: mengonversi seluruh teks menjadi huruf kecil serta menghilangkan angka, tanda baca, tautan, juga simbol.
- *Stopword Removal*: menghapus kata-kata umum seperti “yang”, “dan”, “di” karena tidak memberikan kontribusi terhadap makna.
- *Tokenizing*: memecah kalimat menjadi unit kata.
- *Stemming*: mengubah setiap kata menjadi bentuk dasar menggunakan pustaka Sastrawi untuk Bahasa Indonesia.

2.3.4 Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF)

Ekstraksi fitur dalam penelitian ini menggunakan metode TF-IDF, digunakan untuk mengonversi teks menjadi representasi numerik agar dapat diolah oleh algoritma *machine learning*. Teknik ini memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan seberapa sering kata tersebut muncul dalam suatu ulasan serta seberapa jarang kata itu muncul di seluruh dokumen. Dengan cara ini, kata-kata yang lebih mencerminkan karakteristik isi ulasan akan memperoleh bobot yang lebih besar (Akbar, *et al.*, 2023).

2.3.5 Pembagian Data

Pembagian data adalah tahap pemisahan dataset menjadi dua bagian utama, yaitu data pelatihan (*training data*) dan data pengujian (*testing data*), yang berfungsi untuk melatih model dan menilai performanya (Putri, *et al.*, 2023).

2.3.6 Pengujian Model *Naïve Bayes Classification* (NBC)

Naïve Bayes Classification adalah algoritma klasifikasi berbasis probabilitas yang menentukan kemungkinan suatu teks masuk ke sebuah kelas tertentu dengan memanfaatkan frekuensi kemunculan kata. Pada analisis sentimen, algoritma ini sering menjadi pilihan karena sederhana, cepat, dan sangat efektif ketika digunakan pada data teks dengan representasi TF-IDF. Model ini banyak digunakan dalam text mining dan sentiment analysis karena performanya yang stabil pada dataset berukuran besar (Manning, *et al.*, 2008).

$$P(w_k|c) = \frac{N_{w_k,c} + 1}{N_c + V}$$

dimana:

$N_{w_k,c}$: banyaknya kata w_k muncul pada kelas c

N_c : jumlah seluruh kata pada kelas c

V : total kata unik dalam korpus

+1 : factor Laplace smoothing untuk menghindari probabilitas nol (Manning, *et al.*, 2008).

2.3.7 Pengujian Model *Support Vector Machine* (SVM)

Support Vector Machine bekerja dengan mencari hyperplane terbaik yang memisahkan data antar kelas dengan margin terbesar (Edwar, *et al.*, 2023). Semakin besar margin, semakin baik model dalam melakukan generalisasi. Pada analisis sentimen, SVM khususnya Linear SVM sangat efektif untuk TF-IDF karena mampu menangani data dengan dimensi sangat besar. Konsep SVM diperkenalkan oleh (Cortes & Vapnik, 1995).

$$\min_{\omega, b, \varepsilon} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \varepsilon_i$$

dengan

$$y_i(\omega^t x_i + b) \geq 1 - \varepsilon_i$$

2.3.8 Evaluasi Model

Kinerja model diuji berdasarkan metrik accuracy, precision, recall, dan f1-score, yang umum digunakan dalam klasifikasi teks untuk menilai keseimbangan antara deteksi positif dan kesalahan klasifikasi. Dilakukan dengan teknik *K-Fold* dengan $K=5$, Teknik ini membagi dataset kedalam lima bagian (*fold*). Setiap *fold* secara bergiliran digunakan sebagai data pengujian, sementara *fold* lainnya dimanfaatkan sebagai data pelatihan (Hakim, *et al.*, 2025).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

keterangan:

TP (*True Positive*): total sentimen positif terprediksi benar

TN (*True Negative*): total sentimen negatif terprediksi benar

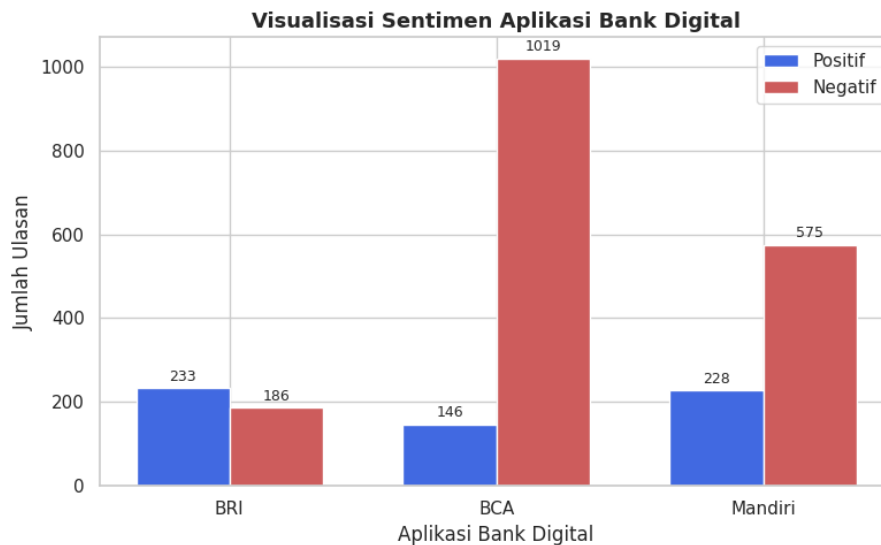
FP (*False Positive*): total sentimen negatif salah diklasifikasikan sebagai positif.

FN (*False Negative*): total sentimen positif salah diklasifikasikan sebagai negatif (Ashkezari, et al., 2016).

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Gambaran Umum Data

Analisis deskriptif dilakukan pada tahap ini menggunakan diagram batang dan *word cloud* agar mendapatkan gambaran mengenai sentimen positif dan negatif dari pengguna aplikasi bank digital dari *Google Play Store*. Gambar 1 berikut adalah jumlah sentimen dari ketiga aplikasi bank digital.



Gambar 1. Distribusi Jumlah Sentimen Positif dan Negatif Aplikasi Bank Digital

Gambar 1 menunjukkan distribusi sentimen pengguna terhadap tiga aplikasi bank digital, yaitu BRI, BCA, dan Mandiri. Aplikasi BRI memiliki jumlah sentimen positif dan negatif yang relatif seimbang, dengan sedikit keunggulan pada ulasan positif. Berbeda dengan itu, aplikasi BCA didominasi oleh ulasan negatif yang sangat tinggi, jauh melampaui jumlah ulasan positif, sehingga menggambarkan persepsi pengguna yang kurang baik. Sementara pada aplikasi Mandiri, meskipun terdapat ulasan positif dalam jumlah yang cukup besar, sentimen negatif tetap mendominasi. Secara keseluruhan, visualisasi ini menunjukkan bahwa persepsi pengguna terhadap keamanan dan pengalaman penggunaan aplikasi bank digital cenderung bervariasi, dengan BCA memperoleh evaluasi paling rendah dibandingkan dua aplikasi lainnya.



Gambar 2. Word Cloud Positif dan Negatif Aplikasi Bank Digital

Berdasarkan Gambar 2, *word cloud* sentimen positif menunjukkan bahwa pengguna banyak mengekspresikan pengalaman baik terkait aplikasi, dengan kata-kata seperti “aman”, “bagus”, “nyaman”, dan “transaksi”. Kata-kata tersebut mencerminkan kepuasan pengguna terhadap aspek keamanan, kenyamanan, serta kelancaran transaksi pada aplikasi bank digital. Sebaliknya, *word cloud* sentimen negatif didominasi oleh kata-kata seperti “tidak bisa”, “gagal”, “login”, “data”, dan “verifikasi”. Hal ini mengindikasikan bahwa keluhan pengguna umumnya berfokus pada masalah kegagalan akses, kendala verifikasi, serta isu terkait keamanan dan data pribadi. Dominasi kata-kata bermuatan masalah teknis tersebut menunjukkan bahwa aspek keandalan sistem dan aksesibilitas masih menjadi tantangan utama bagi pengguna aplikasi bank digital.

3.2 Pengumpulan Data

Tahapan ini mengumpulkan data ulasan pengguna aplikasi digital banking yaitu Brimo, BCA Mobile, dan Livin' Mandiri dari Google Play Store dengan bantuan Google Colaboratory.

Tabel 1. Hasil *Scraping* Data

Content	App_Name
login lupa paswod dana mau di pake malah ribet cara2 ngurus nya,, malah ngajakin bikin darah tinggi,, sistem manajemen buriiiiikkkkk,, customer servisnya lama balesnya,, ðŸ˜ˆ;ðŸ˜ˆ;ðŸ˜ˆ;ðŸ˜ˆ;ðŸ˜ˆ;	BRI
mohon dilengkapi TF antar bank lain biar tambah mudah bertransaksi TF antar bank nya	BCA
awas seles" nya pada hebat katanya mau di kasih imbalan tau nya pembohong pake kode referral dia banyak penipu	Mandiri

3.3 Pelabelan Data

Ulasan yang memperoleh skor empat dan lima dikategorikan sebagai sentimen positif, sedangkan skor satu dan dua dikategorikan sebagai sentimen negatif. Ulasan dengan skor tiga dikecualikan dari proses pelabelan karena dianggap netral dan tidak merepresentasikan kecenderungan sentimen tertentu (Andrian, *et al.*, 2022).

Tabel 2. Hasil Pelabelan Data

Content	App_Name	Score	Label
login lupa paswod dana mau di pake malah ribet cara2 ngurus nya,, malah ngajakin bikin darah tinggi,, sistem manajemen buriiiiikkkkk,, customer servisnya lama balesnya,, ðŸ˜ˆ;ðŸ˜ˆ;ðŸ˜ˆ;ðŸ˜ˆ;ðŸ˜ˆ;	BRI	1	Negatif
mohon dilengkapi TF antar bank lain biar tambah mudah bertransaksi TF antar bank nya	BCA	5	Positif
awas seles" nya pada hebat katanya mau di kasih imbalan tau nya pembohong pake kode referral dia banyak penipu	Mandiri	1	Negatif

3.4 Pre-Processing Data

Tahapan ini merupakan pembersihan data sebelum dilakukan pengujian model yang terdiri dari proses berikut.

3.4.1 Cleaning

Tabel 3. *Cleaning*

Content	text_clean
login lupa paswod dana mau di pake malah ribet cara2 ngurus nya,, malah ngajakin bikin	login lupa paswod dana mau di pake malah ribet cara ngurus nya malah ngajakin bikin

Content	text_clean
darah tinggi,, sistem manajemen buriiiiikkkkk,, customer servisnya lama balesnya,, ðŸ˜˜iðŸ˜˜iðŸ˜˜iðŸ˜˜iðŸ˜˜i	darah tinggi sistem manajemen buriiiiikkkkk customer servisnya lama balesnya
mohon dilengkapi TF antar bank lain biar tambah mudah bertransaksi TF antar bank nya	mohon dilengkapi tf antar bank lain biar tambah mudah bertransaksi tf antar bank nya
awas seles" nya pada hebat katanya mau di kasih imbalan tau nya pembohong pake kode referral dia banyak penipu	awas seles nya pada hebat katanya mau di kasih imbalan tau nya pembohong pake kode referral dia banyak penipu

3.4.2 Stopword

Tabel 4. Stopword

text_clean	text_Stopword
login lupa paswod dana mau di pake malah ribet cara ngurus nya malah ngajakin bikin darah tinggi sistem manajemen buriiiiikkkkk customer servisnya lama balesnya	login lupa paswod dana pake ribet ngurus nya ngajakin bikin darah sistem manajemen buriiiiikkkkk customer servisnya balesnya
mohon dilengkapi tf antar bank lain biar tambah mudah bertransaksi tf antar bank nya	mohon dilengkapi tf bank biar mudah bertransaksi tf bank nya
awas seles nya pada hebat katanya mau di kasih imbalan tau nya pembohong pake kode referral dia banyak penipu	awas seles nya hebat kasih imbalan tau nya pembohong pake kode referral penipu

3.4.3 Tokenizing

Tabel 5. Tokenizing

text_Stopword	text_tokens
login lupa paswod dana pake ribet ngurus nya ngajakin bikin darah sistem manajemen buriiiiikkkkk customer servisnya balesnya	['login', 'lupa', 'paswod', 'dana', 'pake', 'ribet', 'ngurus', 'nya', 'ngajakin', 'bikin', 'darah', 'sistem', 'manajemen', 'buriiiiikkkkk', 'customer', 'servisnya', 'balesnya']
mohon dilengkapi tf bank biar mudah bertransaksi tf bank nya	['mohon', 'dilengkapi', 'tf', 'bank', 'biar', 'mudah', 'bertransaksi', 'tf', 'bank', 'nya']
awas seles nya hebat kasih imbalan tau nya pembohong pake kode referral penipu	['awas', 'seles', 'nya', 'hebat', 'kasih', 'imbalan', 'tau', 'nya', 'pembohong', 'pake', 'kode', 'referral', 'penipu']

3.4.4 Stemming

Table 6. Stemming

text_tokens	text_steamindo
['login', 'lupa', 'paswod', 'dana', 'pake', 'ribet', 'ngurus', 'nya', 'ngajakin', 'bikin', 'darah', 'sistem', 'manajemen', 'buriiiiikkkkk', 'customer', 'servisnya', 'balesnya']	login lupa paswod dana pake ribet ngurus nya ngajakin bikin darah sistem manajemen buriiiiikkkkk customer servis balesnya
['mohon', 'dilengkapi', 'tf', 'bank', 'biar', 'mudah', 'bertransaksi', 'tf', 'bank', 'nya']	mohon dilengkapi tf bank biar mudah transaksi tf bank nya
['awas', 'seles', 'nya', 'hebat', 'kasih', 'imbalan', 'tau', 'nya', 'pembohong', 'pake', 'kode', 'referral', 'penipu']	awas les nya hebat kasih imbal tau nya bohong pake kode referral tipu

3.5 Pembagian Data

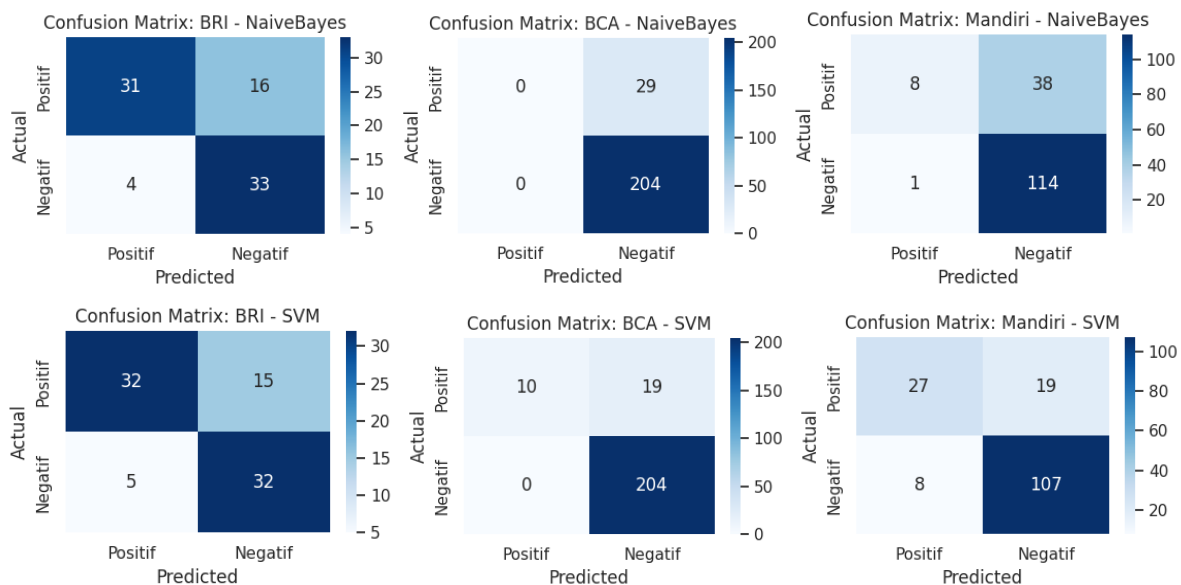
Dataset dalam penelitian ini dipisahkan menjadi dua bagian utama, yaitu data pelatihan dan data pengujian. Seperti terlihat pada Tabel 7, pemisahan dilakukan dengan rasio 80:20, di mana 80% dari keseluruhan data dialokasikan sebagai data latih untuk membangun model, sementara 20% sisanya digunakan sebagai data uji guna mengevaluasi performa model.

Tabel 7. Pembagian Data

Pembagian	Rasio 80:20
Data Latih	1909
Data Uji	478

3.6 Pengujian Model

Setelah data dibagi, selanjutnya dilakukan pengujian model menggunakan *Naïve Bayes Classification* dan *Support Vector Machine* menggunakan metode *Train Test Split*. Gambar 3 berikut menunjukkan *Confusion Matrix* dari data uji setelah model dilatih dengan data latih.



Gambar 3. *Confusion Matrix* masing-masing Aplikasi menggunakan NBC dan SVM

Hasil *confusion matrix* pada Gambar 3 menunjukkan bahwa baik NBC maupun SVM mampu mengklasifikasikan sentimen dengan cukup baik pada ketiga aplikasi. Pada BRI dan BCA, sebagian besar prediksi berada pada diagonal matriks, menandakan tingkat akurasi yang tinggi dan kesalahan klasifikasi yang minimal. Sementara itu, pada Mandiri masih terlihat beberapa kesalahan klasifikasi, terutama pada kelas positif yang diprediksi sebagai negatif, sehingga performanya sedikit lebih rendah dibanding dua aplikasi lainnya. Secara umum, SVM menunjukkan hasil yang lebih stabil, sedangkan NBC tetap memberikan performa yang kompetitif.

3.7 Evaluasi Model

Dalam penelitian ini digunakan dua teknik evaluasi model, yaitu *train-test split* dan *K-Fold Cross Validation*, untuk memperoleh hasil pengujian yang lebih komprehensif dan reliabel. Penggunaan kedua pendekatan ini memungkinkan untuk membandingkan konsistensi performa model serta memastikan bahwa hasil evaluasi tidak hanya bergantung pada satu skenario pembagian data, tetapi mencerminkan kemampuan model secara lebih menyeluruh. Metode *train-test split* digunakan terlebih dahulu sebagai tahap awal untuk melihat performa dasar dari algoritma NBC dan SVM pada pembagian data yang sederhana dan langsung,

sehingga dapat memberikan gambaran awal mengenai kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen. Tabel 8 berikut merupakan hasil evaluasi model menggunakan *train– test split* dengan nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1-score*. Hasil ini diperoleh dari nilai *confusion matrix* dan rumus perhitungannya.

Tabel 8. Hasil Evaluasi Model menggunakan *Train-Test Split*

Aplikasi	<i>Naïve Bayes Classification (NBC)</i>				<i>Support Vector Machine (SVM)</i>			
	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
BRI	0.7619	0.7922	0.7619	0.7611	0.7619	0.7838	0.7619	0.7619
BCA	0.8755	0.7666	0.8755	0.8174	0.9185	0.9254	0.9185	0.9004
Mandiri	0.7578	0.7897	0.7578	0.6931	0.8323	0.8270	0.8323	0.8247
Rata-Rata	0.7984	0.7828	0.7984	0.7572	0.8376	0.8454	0.8376	0.8290

Hasil pengujian model menggunakan skema *train–test split* menunjukkan bahwa algoritma SVM konsisten menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan Naïve Bayes Classification (NBC). Pada ketiga aplikasi bank digital yang dianalisis, algoritma SVM menunjukkan performa paling tinggi, terutama pada aplikasi BCA dengan akurasi mencapai 0.9185. Sementara itu, algoritma NBC juga mencatat akurasi tertingginya pada aplikasi yang sama, yaitu sebesar 0.8755. Secara umum, rata-rata akurasi SVM (0.8376) lebih unggul dibandingkan NBC (0.7984), yang mengindikasikan bahwa SVM lebih efektif dalam mengenali pola sentimen pada dataset penelitian ini.

Namun, evaluasi yang hanya mengandalkan satu kali pembagian data memiliki kekurangan karena hasil akurasi dapat dipengaruhi oleh variasi komposisi data latih dan data uji yang terbentuk secara acak. Untuk meminimalkan potensi bias tersebut, penelitian ini melanjutkan proses evaluasi menggunakan *K-Fold Cross Validation*. Dengan membagi dataset menjadi lima lipatan dan melatih model secara bergantian pada tiap lipatan, metode ini mampu menurunkan variabilitas hasil serta memberikan estimasi performa yang lebih stabil dan representatif terhadap keseluruhan data. Tabel 9 berikut menyajikan hasil evaluasi model menggunakan *K-Fold* dengan $k = 5$. Setiap *fold* secara bergiliran digunakan sebagai data pengujian, sementara *fold* lainnya dimanfaatkan sebagai data pelatihan

Tabel 9. Evaluasi Model menggunakan *K-Fold*

Aplikasi	<i>Naïve Bayes Classification (NBC)</i>				<i>Support Vector Machine (SVM)</i>			
	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
BRI	0.8116	0.8349	0.8116	0.8120	0.8211	0.8316	0.8211	0.8220
BCA	0.8747	0.7653	0.8747	0.8163	0.9039	0.8974	0.9039	0.8835
Mandiri	0.7671	0.8189	0.7671	0.7037	0.7970	0.7941	0.7970	0.7802
Rata-Rata	0.8178	0.8064	0.8178	0.7773	0.8407	0.8410	0.8407	0.8286

Evaluasi lanjutan menggunakan metode *K-Fold cross validation* ($k=5$) memperkuat temuan tersebut, di mana SVM menunjukkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang sedikit lebih unggul dibandingkan NBC pada seluruh aplikasi. Rata-rata performa SVM pada seluruh metrik berada pada angka 0.8377, sementara NBC berada pada kisaran 0.8048. Secara keseluruhan, hasil ini menegaskan bahwa SVM merupakan algoritma yang lebih stabil dan akurat dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna terkait keamanan dan privasi aplikasi bank digital.

4 KESIMPULAN

Adapun kesimpulan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Hasil analisis sentimen menunjukkan bahwa aplikasi BCA Mobile didominasi oleh sentimen negatif, sedangkan BRImo dan Livin' Mandiri memiliki persebaran ulasan yang lebih seimbang antara positif dan negatif.
2. Hasil pengujian model menggunakan metode *train-test split* memperlihatkan bahwa SVM memberikan performa klasifikasi yang lebih unggul dibandingkan NBC pada seluruh aplikasi, dengan akurasi tertinggi dicapai pada aplikasi BCA.
3. Evaluasi tambahan menggunakan *k-fold cross-validation* juga menunjukkan konsistensi performa, di mana SVM tetap mencapai nilai rata-rata lebih tinggi pada metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* dibandingkan NBC.
4. Secara keseluruhan, SVM dapat direkomendasikan sebagai algoritma yang lebih efektif dalam mengklasifikasikan sentimen terkait keamanan dan privasi pada ulasan aplikasi bank digital.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan rasa terima kasih yang tulus kepada seluruh pihak yang telah berperan dan membantu dalam pelaksanaan penelitian ini, terutama kepada orang tua, saudara dan sahabat yang telah memberikan dukungan dan kontribusi dalam pelaksanaan penelitian ini serta pihak institusi yang memberikan bimbingan dan masukan sebagai konsultan. Dukungan, kerja sama, dan kepercayaan yang diberikan sangat berarti dan berkontribusi besar terhadap kelancaran serta terselesaikannya penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Andrian, B., Simanungkalit, T., Budi, I., & Wicaksono, A. F. (2022). Sentiment Analysis on Customer Satisfaction of Digital Banking in Indonesia. (*IJACSA*) *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 466-473.
- Akbar, I. F., Laksana, T. G., Arifa, A. B., & Silalahi, M. R. (2023). Pengelompokan Teks Berita Utama dengan Metode LDA (Latent Dirichlet Allocation) melalui Pemahaman Pemodelan Topik. *CENTIVE*, VOL. 3, NO. 1, PP.475-484.
- Anggara, M. B. (2024). PERBANDINGAN NAÏVE BAYESDANSVM DALAM ANALISIS SENTIMENULASAN APLIKASI RSUD AL IHSAN MOBILE. *COMPETITIVE*, 32-42.
- Ashkezari, M. D., Hill, C. N., Follett, C. N., Forget, G., & Follows, M. J. (2016). Oceanic Eddy Detection and Lifetime Forecast Using Machine Learning Methods. *Geophysical Research Letters* 43, no. 23, 12.234–12.241.
- Center for Financial Inclusion. (2022). *Responsible Data Sharing in Digital Financial Services*. Retrieved from <https://www.centerforfinancialinclusion.org/>
- Christian, Y., Wibowo, T., & Lyawati, M. (2024). Sentiment Analysis by Using Naïve Bayes Classification and Support Vector Machine, Study Case Sea Bank. *Jurnal Dan Penelitian Teknik Informatika*, 8(1), 258-275.
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). *Machine Learning*. Boston: Kluwer Academic Publishers.
- Edwar, Semadi, I. A., Samsudin, M., & Dharmendra, I. (2023). Perbandingan Metode Seleksi Fitur Pada Analisis Sentimen (Studi Kasus Opini PILKADA DKI 2017). *Informatics for Educators And Professionals : Journal of Informatics*, 11-18.
- Google Play Store. (2025). *Google Play*. Retrieved from <https://play.google.com/store/games?device=windows>
- Hakim, A. H., Hananto, A. L., Nurapriani, F., & Huda, B. (2025). Analisis Sentimen Aplikasi Bank Digital Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *Journal of Informatics and Communications Technology (JICT)*, Vol. 7, No. 1, 023-034.

- Karmagatri, M., Aziz, C. F., Asih, W. R., & Jumri, I. A. (2023). Uncovering User Perceptions Toward Digital Banks in Indonesia: A Naive Bayes Sentiment Analysis of Twitter Data. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 4960-4968.
- Kurniawan, I., Hananto, A. L., Hilabi, S. S., Hananto, A., Priyatna, B., & Rahman, A. Y. (2023). Perbandingan Algoritma Naive Bayes Dan SVM Dalam Sentimen Analisis Marketplace Pada Twitter. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, Vol. 10, No. 1, 731-740.
- Kusumawardani, R., & Rahman, F. (2023). Sentiment Analysis of E-Wallet User Reviews Using Naïve Bayes and Support Vector Machine. *Indonesian Journal of Information Systems (IJIS)*, 8(2), 101–110.
- Liu, B. (2020). *Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions (2nd ed.)*. Cambridge University Press.
- Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2008). *Introduction to Information Retrieval*. Inggris: Cambridge University Press.
- Nabilah, A. P., Silaturahma, K. D., Kusuma, I. J., Jaluaji, G., & Maesaroh, S. S. (2024). Tinjauan Efektivitas Aplikasi SPBU dalam Meningkatkan Efisiensi Bertransaksi melalui Penggunaan Aplikasi Mobile di Pasar Jawa Barat. *Journal Of Social Science Research*, 10863-10873.
- Otoritas Jasa Keuangan. (2022). Retrieved from <https://www.ojk.go.id/>
- Pamungkas, A. S., & Cahyono, N. (2024). Analisis Sentimen Review ChatGPT di Play Store menggunakan Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbor. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 8(1), 1–10.
- Putranto, M. R., Budiman, M. R., & Wahjono, S. I. (2025). Peran Financial Technology (Fintek) dalam Mendorong Inklusi Keuangan dan Pertumbuhan Ekonomi di Era Digital. *Journal of Innovative and Creativity*, 720-731.
- Putri, A., Hardiana, C. S., Novfaja, E., Siregar, F. T., Rahmaddeni, Fatma, Y., & Wahyuni, R. (2023). Komparasi Algoritma K-NN, Naive Bayes dan SVM untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tingkat Akhir. *Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, Vol.1, pp: 20-26.
- Soliha, A. N., Munandar, T. A., & Yasir, M. (2023). Sentiment Analysis of the Use of Digital Banking Service Applications On Google Play Store Reviews Using Naïve Bayes Method. *International Journal of Information Technology and Computer Science Applications*, 1(3), 129–137.
- Sriono, Risdalina, Kusno, M, I. K., & Syahyunan, H. (2024). Uncovering Legal Gaps in Digital Banking: Customer Protection and Bank Accountability in Indonesia. *Jurnal LITIGASI*, 301-330.
- Tarumingkeng, R. C. (2024). *Natural Language Processing (NLP)*. Bogor: RUDYCT e-PRESS.
- Temenos. (2023). *Digital banking in Asia Pacific: McKinsey survey insights 2023*. Retrieved from <https://www.temenos.com/>