

Sentiment Analysis of BCA and Mandiri Branch and Mobile Banking User Satisfaction Using Support Vector Machine

Alfianas Shofi Tafta Mahendra^{1*}, Fajar Nugraha², Andy Prasetyo Utomo³

^{1,2,3}Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Muria Kudus, Kudus, Indonesia

Email: ^{1*}anasbikintugas@gmail.com, ²fajar.nugraha@umk.ac.id, ³andy.prasetyo@umk.ac.id

(*: corresponding author)

Abstract - The development of digital banking services encourages banks to improve service quality through branch offices and mobile banking applications. User reviews on Google Maps and Google Play Store can be used to identify users' assessments of these services. However, previous studies have generally focused on a single banking application or one review platform, so comparisons of branch and mobile banking services across two banks remain limited. This study aims to analyze sentiment, compare user satisfaction with BCA and Mandiri, and evaluate the performance of the Support Vector Machine (SVM) based on reviews from both platforms. The research stages include data collection, preprocessing, feature extraction using Term Frequency-Inverse Document Frequency, and sentiment classification using SVM. The dataset consists of 1,934 Google Maps reviews and 5,786 Google Play Store reviews. Testing results on Google Maps data achieved an accuracy of 91.99%, precision of 93.09%, recall of 98.25%, and F1-score of 95.60%. Meanwhile, testing on Google Play Store data achieved an accuracy of 83.85%, precision of 87.17%, recall of 77.96%, and F1-score of 82.31%. Sentiment analysis showed that positive sentiment toward BCA and Mandiri on Google Maps reached 87.79% and 88.96%, respectively. On Google Play Store, BCA Mobile obtained 43.68% positive sentiment, while Livin' by Mandiri obtained 52.74%. Therefore, Mandiri had a higher proportion of positive sentiment on both platforms. This study contributes an integrated comparison of branch and mobile banking services and an evaluation of SVM performance across two different review sources.

Keywords: Digital Banking, Google Maps Reviews, Google Play Store Reviews, Sentiment Analysis, Support Vector Machine (SVM).

Abstrak - Perkembangan layanan perbankan digital mendorong bank untuk meningkatkan kualitas pelayanan melalui kantor cabang dan aplikasi *mobile banking*. Ulasan pengguna pada *Google Maps* dan *Google Play Store* dapat dimanfaatkan untuk mengetahui penilaian pengguna terhadap layanan tersebut. Namun, penelitian terdahulu umumnya masih berfokus pada satu aplikasi perbankan atau satu platform ulasan sehingga perbandingan layanan kantor cabang dan *mobile banking* pada dua bank masih terbatas. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen, membandingkan kepuasan pengguna Bank BCA dan Bank Mandiri, serta mengevaluasi kinerja *Support Vector Machine* (SVM) berdasarkan ulasan pada kedua platform. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, *preprocessing*, ekstraksi fitur menggunakan *Term Frequency-Inverse Document Frequency*, dan klasifikasi sentimen menggunakan SVM. Dataset terdiri atas 1.934 ulasan *Google Maps* dan 5.786 ulasan *Google Play Store*. Hasil pengujian pada data *Google Maps* memperoleh *accuracy* 91,99%, *precision* 93,09%, *recall* 98,25%, dan *F1-score* 95,60%. Sementara itu, pada data *Google Play Store* diperoleh *accuracy* 83,85%, *precision* 87,17%, *recall* 77,96%, dan *F1-score* 82,31%. Hasil analisis menunjukkan bahwa sentimen positif Bank BCA dan Bank Mandiri pada *Google Maps* masing-masing sebesar 87,79% dan 88,96%. Pada *Google Play Store*, BCA Mobile memperoleh 43,68% sentimen positif, sedangkan Livin' by Mandiri memperoleh 52,74%. Dengan demikian, Bank Mandiri memiliki proporsi sentimen positif lebih tinggi pada kedua platform. Penelitian ini berkontribusi melalui perbandingan terpadu terhadap layanan kantor cabang dan *mobile banking* serta evaluasi kinerja SVM pada dua sumber ulasan yang berbeda.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Perbankan Digital, Support Vector Machine (SVM), Ulasan Google Maps, Ulasan Google Play Store.

1. PENDAHULUAN

Pesatnya kemajuan informasi mengakibatkan semakin luasnya implementasi transformasi digital di berbagai sektor salah satunya perbankan. Saat ini, kebutuhan masyarakat terhadap layanan keuangan digital terus meningkat, ditandai dengan semakin luasnya penggunaan *mobile banking*, *internet banking*, serta pembayaran digital. Kondisi tersebut mendorong bank untuk terus meningkatkan kualitas layanan dan pengalaman pengguna guna mempertahankan kepuasan serta loyalitas nasabah [1]. Bank Central Asia dan Bank Mandiri termasuk Bank terbesar di Indonesia serta aktif mengembangkan layanan digital dan memiliki jumlah pengguna yang sangat besar.

Bank Central Asia dan Bank Mandiri sudah mengembangkan layanan digital sebagai bagian dari strategi bisnisnya. Bank Central Asia dikenal sebagai bank swasta yang unggul dalam layanan transaksi dan kestabilan sistem digital, sedangkan Bank Mandiri sebagai bank milik negara memiliki jangkauan layanan yang luas serta menjadi elemen penting dalam mendorong perkembangan ekonomi nasional [2]. Kedua bank tersebut telah menyediakan berbagai layanan digital yang digunakan secara luas oleh masyarakat, sehingga menghasilkan banyak interaksi dan umpan balik dari pengguna.

Meningkatnya penggunaan layanan digital menyebabkan semakin banyaknya ulasan pengguna pada platform seperti *Google Maps* dan *Google Play Store*. Ulasan pada *Google Maps* digunakan untuk persepsi pengguna terhadap layanan kantor cabang, sedangkan *Google Play Store* menjadi sarana pengguna menyampaikan

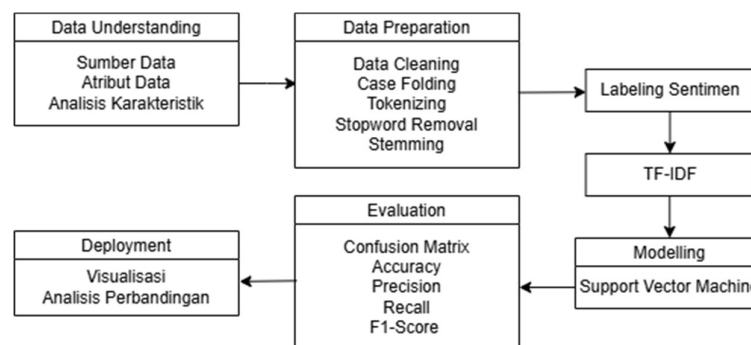
pengalaman mereka dalam memakai *mobile banking*. Ulasan itu mengandung informasi penting mengenai tingkat kepuasan pengguna, namun volume yang cukup besar serta tidak tertata mempersulit analisis yang dikerjakan dan diproses secara konvensional [3]. Berdasarkan kondisi tersebut, diperlukan metode yang dapat memproses serta mengelompokkan opini pengguna secara otomatis melalui analisis sentimen.

Analisis sentimen tergolong sebagai teknik untuk bidang data mining serta digunakan guna mengenali dan mengelompokkan opini ke dalam label sentimen yang relevan. Di antara banyak metode yang dipakai salah satunya yaitu *Support Vector Machine* (SVM) karena mampu mengolah teks data bervolume besar [4]. penelitian ini memperoleh nilai *precision* sebanyak 73%, *recall* sebanyak 80%, dan *F1-score* sebanyak 77% ketika analisis sentimen aplikasi *Bale by* BTN menggunakan SVM dan TF-IDF [5]. Penelitian ini menunjukkan bahwa SVM mampu menghasilkan akurasi rata-rata 91% pada ulasan aplikasi bank digital [6]. Penelitian ini juga melaporkan akurasi sebesar 93% pada analisis sentimen ulasan BRImo, *BCA Mobile*, dan *Linin' by* Mandiri [7]. Selain itu, memperlihatkan SVM mendapatkan akurasi sebanyak 85% dan cukup unggul dibandingkan *Naïve Bayes* pada ulasan *BCA Mobile* [8].

Meskipun penelitian analisis sentimen pada layanan perbankan kerap dipakai, mayoritas penelitian masih memusatkan pada satu aplikasi atau satu *platform* ulasan [9]. Kebaruan penelitian terletak pada penggabungan dua bank, dua jenis layanan, dan dua sumber ulasan dalam satu analisis. Penelitian ini menganalisis sentimen dan membandingkan kepuasan pengguna Bank BCA dan Bank Mandiri berdasarkan ulasan *Google Maps* dan *Google Play Store* menggunakan metode SVM. Penggunaan SVM tidak hanya bertujuan menghitung proporsi sentimen berdasarkan rating. Rating digunakan sebagai label target, sedangkan SVM mempelajari pola kata dari fitur TF-IDF sehingga dapat mengklasifikasikan sentimen berdasarkan isi teks, termasuk pada ulasan baru tanpa menggunakan rating sebagai fitur masukan. Metode SVM digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan ke dalam sentimen positif dan negatif karena mampu mengolah data teks berdimensi tinggi dengan kinerja klasifikasi yang baik [10]. Metode ini dapat mengkategorikan data ulasan sesuai karakteristik sentimen yang sesuai yaitu positif maupun negatif melalui beberapa tahapan seperti *preprocessing*, pembentukan model, dan proses klasifikasi.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini memakai analisis metode sentimen agar dapat mengidentifikasi serta membandingkan tingkat kepuasan pengguna Bank BCA dan Bank Mandiri berdasarkan ulasan *Google Maps* dan *Google Play Store*. Metode yang dipakai yaitu SVM pembobotan fitur memakai *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Langkah penelitian yang dipakai ada di Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pada Gambar 1, ditunjukkan tahapan penelitian dimulai dari pemahaman data (*data understanding*) guna mengidentifikasi sumber, atribut, dan ciri khas data yang diperoleh melalui *Google Maps* dan *Google Play Store*. Selanjutnya dilakukan tahap persiapan data (*data preparation*) yaitu menyiapkan dan meningkatkan kualitas data teks sebelum dianalisis meliputi *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Data telah sudah diproses kemudian diberi label sentimen positif dan negatif. Selanjutnya, data teks diberi pembobotan memakai metode TF-IDF. Tahap *modelling* memakai algoritma SVM agar sentimen dikelompokkan. Kinerja model dievaluasi memakai *confusion matrix* juga metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Tahap akhir yaitu *deployment*, bentuk visualisasi dan analisis perbandingan sentimen pengguna Bank BCA dan Bank Mandiri. Penjelasan setiap tahapan penelitian dijelaskan di bawah ini:

2.1. Pemahaman Data (*Data Understanding*)

Data didapatkan pada saat proses *scraping* ulasan pengguna dari *platform* *Google Maps* dan *Google Play Store*. Ulasan *Google Maps* merepresentasikan kepuasan terhadap layanan kantor cabang Bank BCA dan Bank Mandiri, sedangkan ulasan *Google Play Store* menggambarkan pengalaman pengguna aplikasi *BCA Mobile* dan

Livin' by Mandiri. Proses *scraping* menghasilkan 2.000 ulasan Google Maps dan 6.000 ulasan Google Play Store dengan atribut nama bank, ulasan pengguna, dan *rating*. Contoh data hasil *scraping* disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Contoh Data ulasan

Bank	Ulasan	Rating
BCA	Kantor cabang bank BCA di kudu, service excellent banget lah 🙌 Mulai dari security, duty officer, teller, dll ramah semua, informatif juga. ...	5
BCA	Setelah hp ke reset, gak bisa masuk, verifikasi wajah gagal terus 😞 lah emang wajah tetangga yang di daftarin??! Saya verifikasi app yang lain ok ok aja tuh. Ini doang bikin emosi. Aaarrggghhh!!!	1
Mandiri	Tarik tunai di bca kudu sudah dilayani teller karena print nya rusak suruh print ke teller yg lain labgsung ke teller 7 aja.tetapi suruh ambil antrian lagi...dannnnnnn 30 menit belum dilayani juga..!!!	2
Mandiri	Ini aku cuma mau print buku tabungan intruksi teller sebelumnya...kok giniii bca sekarangg????? Ini kenapa dengan aplikasi ini,ko di update nya susah banget ... penyimpanan slalu penuh Mulu,pdhal ruangan nya masih kosong ... tolong dong di perbaiki lagi,jadi ga nyaman.	1

2.2. Persiapan Data (Data Preparation)

Tahap *Data Preparation* dilakukan guna menyiapkan data ulasan hingga siap dipakai dalam proses klasifikasi sentimen. Tahap ini ada beberapa proses yaitu *preprocessing* teks, dengan tahapan *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Tahapan *Data Preparation* dapat diperhatikan sebagai berikut.

a. Pembersihan (Cleaning)

Proses *cleaning* melalui tahapan penghapusan elemen, seperti emoji, simbol, angka, dan karakter khusus lainnya. Proses ini bertujuan untuk mengurangi *noise* pada data sehingga hanya menyisakan kata yang dapat dianalisis secara relevan. Hasil proses *cleaning* dapat diperhatikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Contoh hasil Cleaning

Sebelum	Sesudah
Pelayanan di kantor cabang BCA sangat ramah 😊, tetapi saya menunggu cukup lama sebelum dilayani teller.	Pelayanan di kantor cabang BCA sangat ramah tetapi saya menunggu cukup lama sebelum dilayani teller
Pembaruan aplikasi BCA Mobile membuat proses verifikasi menjadi sulit 🙄, dan transaksi sering gagal.	Pembaruan aplikasi BCA Mobile membuat proses verifikasi menjadi sulit dan transaksi sering gagal

b. Case Folding

Case folding mengonversi semua kata pada *dataset* ulasan menjadi *lowercase*. Tahap ini bertujuan menyeragamkan penulisan agar perbedaan penggunaan huruf kapital tidak mempengaruhi proses pengolahan teks [11]. Hasil *case folding* dapat diperhatikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Contoh hasil Case Folding

Sebelum	Sesudah
Pelayanan di kantor cabang BCA sangat ramah tetapi saya menunggu cukup lama sebelum dilayani teller	pelayanan di kantor cabang bca sangat ramah tetapi saya menunggu cukup lama sebelum dilayani teller
Pembaruan aplikasi BCA Mobile membuat proses verifikasi menjadi sulit dan transaksi sering gagal	pembaruan aplikasi bca mobile membuat proses verifikasi menjadi sulit dan transaksi sering gagal

c. Tokenizing

Tokenizing dipakai agar memisahkan teks sebagai kata token supaya data lebih mudah diproses dalam analisis [12]. Proses ini mengubah teks mentah menjadi kumpulan kata yang akan digunakan pada tahap *preprocessing* selanjutnya. Hasil proses *tokenizing* dapat diperhatikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Contoh hasil Tokenizing

Sebelum	Sesudah
pelayanan di kantor cabang bca sangat ramah tetapi saya menunggu cukup lama sebelum dilayani teller	['pelayanan', 'di', 'kantor', 'cabang', 'bca', 'sangat', 'ramah', 'tetapi', 'saya', 'menunggu', 'cukup', 'lama', 'sebelum', 'dilayani', 'teller']
pembaruan aplikasi bca mobile membuat proses verifikasi menjadi sulit dan transaksi sering gagal	['pembaruan', 'aplikasi', 'bca', 'mobile', 'membuat', 'proses', 'verifikasi', 'menjadi', 'sulit', 'dan', 'transaksi', 'sering', 'gagal']

d. Stopword Removal

Tahap ini dipakai dengan melakukan penghapusan kata populer dan kerap dijumpai tetapi tidak mempunyai arti penting saat menentukan sentimen, meliputi kata hubung, kata depan, serta kata keterangan tertentu [13]. Tujuan proses ini dilakukan agar memaksimalkan kualitas fitur teks saat dipakai ketika klasifikasi sentimen. Hasil proses ini dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Contoh hasil *Stopword Removal*

Sebelum	Sesudah
['pelayanan', 'di', 'kantor', 'cabang', 'bca', 'sangat', 'ramah', 'tetapi', 'saya', 'menunggu', 'cukup', 'lama', 'sebelum', 'dilayani', 'teller']	['pelayanan', 'kantor', 'cabang', 'bca', 'ramah', 'menunggu', 'lama', 'dilayani', 'teller']
['pembaruan', 'aplikasi', 'bca', 'mobile', 'membuat', 'proses', 'verifikasi', 'menjadi', 'sulit', 'dan', 'transaksi', 'sering', 'gagal']	['pembaruan', 'aplikasi', 'bca', 'mobile', 'membuat', 'proses', 'verifikasi', 'menjadi', 'sulit', 'transaksi', 'gagal']

e. *Stemming*

Tahap ini dipakai guna merubah kata yang memiliki imbuhan menghasilkan kata baku. Tahap kali ini bertujuan untuk menyederhanakan kata yang bervariasi sehingga kata yang mempunyai arti sama dapat direpresentasikan dalam kata yang seragam [14]. Hasil proses ini dapat diperhatikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Contoh hasil *Stemming*

Sebelum	Sesudah
['pelayanan', 'kantor', 'cabang', 'bca', 'ramah', 'menunggu', 'lama', 'dilayani', 'teller']	['layan', 'kantor', 'cabang', 'bca', 'ramah', 'tunggu', 'lama', 'layan', 'teller']
['pembaruan', 'aplikasi', 'bca', 'mobile', 'membuat', 'proses', 'verifikasi', 'menjadi', 'sulit', 'transaksi', 'gagal']	['baru', 'aplikasi', 'bca', 'mobile', 'buat', 'proses', 'verifikasi', 'jadi', 'sulit', 'transaksi', 'gagal']

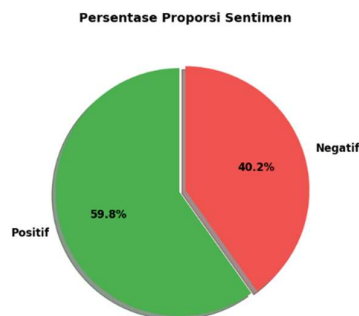
2.3. Pelabelan Sentimen (*Labeling Sentiment*)

Tahap *labeling sentiment* dilakukan untuk mengategorikan setiap ulasan berdasarkan rating pengguna. Rating 1–3 dikelompokkan sebagai sentimen negatif, sedangkan rating 4–5 sebagai sentimen positif [15]. Pengelompokan tersebut menghasilkan dua kelas yang digunakan untuk menggambarkan penilaian pengguna terhadap layanan Bank BCA dan Bank Mandiri. Kelas positif menunjukkan penilaian yang cenderung baik, sedangkan kelas negatif menunjukkan adanya keluhan atau ketidakpuasan terhadap layanan. Distribusi kedua kelas digunakan untuk melihat kecenderungan tingkat kepuasan pengguna sebelum proses pemodelan. Rating digunakan karena tersedia secara terstruktur pada kedua platform dan dapat diterapkan secara konsisten sebagai label target. Proses ini bertujuan mengubah rating menjadi kelas sentimen yang digunakan dalam pemodelan.

Tabel 7. Contoh hasil *Labeling Sentimen*

Rating	Ulasan	Hasil
5	Petugas melayani nasabah dengan ramah dan cepat	Positif
2	Aplikasi diperbarui tetapi pengguna mengalami kesulitan saat melakukan verifikasi	Negatif

Tabel 7 menunjukkan contoh proses *labeling sentiment* berdasarkan rating pengguna. Ulasan dengan rating 1–3 dikategorikan sebagai sentimen negatif, sedangkan rating 4–5 dikategorikan sebagai sentimen positif.

**Gambar 2.** hasil Visualisasi Pelabelan Sentimen

Berdasarkan Gambar 2, menunjukkan analisis sentimen pengguna bahwa ulasan positif sebesar 59,8%, sedangkan sentimen negatif sebesar 40,2%. Dominasi sentimen positif mengindikasikan bahwa sebagian besar pengguna memberikan penilaian yang baik terhadap layanan. Namun, persentase sentimen negatif menunjukkan adanya keluhan atau aspek layanan yang perlu dievaluasi dan ditingkatkan.

2.4. TF-IDF

Representasi data teks menjadi angka dilakukan memakai metode teknik TF-IDF. Teknik tersebut digunakan untuk mengubah teks ulasan menjadi fitur numerik berdasarkan tingkat kepentingan setiap kata dalam dokumen [16]. Nilai TF menunjukkan frekuensi kemunculan suatu kata dalam dokumen, sedangkan IDF memberikan bobot

lebih tinggi pada kata yang jarang muncul dalam keseluruhan dokumen. Perhitungan TF-IDF dirumuskan pada Persamaan 1-3.

$$TF(t, d) = \frac{f(t, d)}{\sum_k f(k, d)} \quad (1)$$

$$IDF(t) = \log\left(\frac{N}{df(t)}\right) \quad (2)$$

$$TFIDF(t, d) = TF(t, d) \times IDF(t) \quad (3)$$

Keterangan: $f(t, d)$ merupakan frekuensi kata t dalam dokumen d , N merupakan jumlah seluruh dokumen, dan $df(t)$ merupakan jumlah dokumen yang memuat kata t . Nilai TF-IDF yang lebih tinggi menunjukkan bahwa suatu kata memiliki tingkat kepentingan yang lebih besar dalam dokumen dan selanjutnya digunakan sebagai fitur masukan pada model SVM.

2.5. Pemodelan (Modelling)

Pada tahap *modelling*, data yang telah diproses digunakan untuk membangun model klasifikasi sentimen. Penelitian ini menerapkan algoritma SVM untuk mengelompokkan sentimen ke dalam dua kelas positif serta negatif. Fitur hasil pembobotan TF-IDF selanjutnya digunakan sebagai masukan pada model SVM [17]. Pada tahap eksperimen, *dataset* dibagi melalui metode *train-test split* sehingga diperoleh 80:20 data *training* dan data *testing*. Proporsi tersebut dipilih agar sebagian besar data dapat digunakan untuk melatih model, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja model. *Dataset Google Maps* digunakan 1.547 data *training* dan 387 data *testing*, sedangkan pada *dataset Google Play Store* digunakan 4.628 data *training* dan 1.158 data *testing*. Distribusi kelas asli dipertahankan tanpa menerapkan teknik *oversampling*, *undersampling*, atau *class weight* sehingga ketidakseimbangan kelas dapat memengaruhi kemampuan model dalam mengenali kelas minoritas. Melalui proses ini, model diharapkan mampu mengenali pola kata dan menentukan sentimen secara akurat.

$$f(x) = \text{sign}(w \cdot x + b) \quad (4)$$

Persamaan 4 berfungsi sebagai penentu hasil klasifikasi pada SVM. Pada persamaan tersebut, x merupakan data masukan atau fitur hasil ekstraksi TF-IDF, sedangkan w adalah bobot yang dipelajari oleh model untuk menentukan tingkat pengaruh setiap fitur. Nilai b merupakan *bias* yang berfungsi sebagai penyesuaian posisi *hyperplane*. Operasi $w \cdot x + b$ menghasilkan nilai keputusan yang kemudian diproses oleh fungsi *sign* untuk menentukan kelas data, yaitu positif apabila hasilnya lebih dari nol dan negatif apabila hasilnya kurang dari nol [18].

2.6. Evaluasi

Pengukuran terhadap performa model yang telah dikembangkan serta dilakukan pada tahap *evaluation*. Tahap ini dikerjakan memakai data *testing* agar dapat melihat performa model dalam mengelompokkan data baru. *Matrix* yang digunakan meliputi:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (8)$$

Performa model diukur melalui tahap evaluasi dalam melakukan klasifikasi sentimen. Pengukuran dilakukan menggunakan *confusion matrix* agar dapat menjadi pembandingan dalam hasil prediksi model dengan label sebenarnya [19]. Komponen utama dalam *confusion matrix* meliputi:

True Positive (TP): data yang diprediksi positif dan benar

True Negative (TN): data yang diprediksi negatif dan benar

False Positive (FP): data yang diprediksi positif tetapi sebenarnya negatif

False Negative (FN): data yang diprediksi negatif tetapi sebenarnya positif

2.7. Deployment

Tahap *deployment* merupakan tahap akhir yang bertujuan untuk menyajikan hasil analisis kepada pengguna.

Dalam penelitian ini, hasil klasifikasi sentimen disajikan dalam bentuk tabel dan visualisasi sederhana seperti grafik distribusi sentimen. Hasil tersebut menunjukkan perbandingan sentimen antara Bank BCA dan Bank Mandiri serta perbedaan berdasarkan *platform Google Maps* dan *Google Play Store*. Tahap ini bertujuan agar hasil penelitian dapat memberikan manfaat praktis, baik bagi pengguna sebagai informasi tambahan maupun bagi pihak bank sebagai masukan dalam meningkatkan kualitas pelayanan *mobile banking*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Evaluasi Model

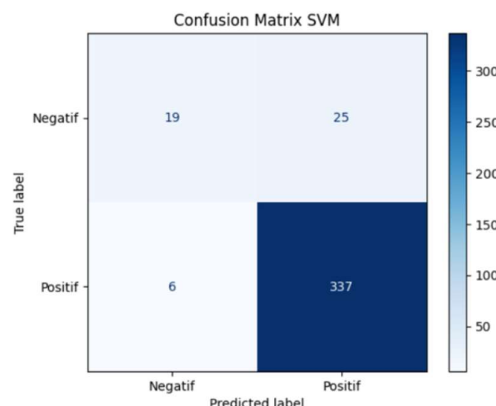
Hasil pengujian memperlihatkan model SVM dapat mengelompokkan sentimen pengguna ke dalam kelas positif serta negatif dengan kinerja yang diukur menggunakan metrik evaluasi. Temuan ini menunjukkan bahwa kombinasi TF-IDF dan SVM dapat diterapkan untuk analisis sentimen pada ulasan berdasarkan hasil evaluasi model. Hasil klasifikasi ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Evaluasi Model SVM Google Maps

Platform	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
Google Play Store	83,85	87,17	77,96	82,31
Google Maps	91,99	93,09	98,25	95,60

Berdasarkan Tabel 8, SVM menunjukkan perbedaan kinerja pada data ulasan *Google Maps* dan *Google Play Store*. Pada data *Google Maps*, model memperoleh nilai *accuracy* sebesar 91,99%, *precision* 93,09%, *recall* 98,25%, dan *F1-score* 95,60%. Nilai *recall* yang mencapai 98,25% menunjukkan bahwa model mampu mengenali hampir seluruh ulasan positif dengan tepat. Sementara itu, nilai *precision* sebesar 93,09% menunjukkan bahwa sebagian besar ulasan yang diprediksi positif sesuai dengan kelas sebenarnya. Nilai *F1-score* sebesar 95,60% juga memperlihatkan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall*.

Pada data *Google Play Store*, model SVM menghasilkan nilai *accuracy* sebesar 83,85%, *precision* 81,17%, *recall* 77,96%, dan *F1-Score* 82,31%. Meskipun hasil yang diperoleh masih tergolong baik, performa model pada data *Google Play Store* lebih rendah dibandingkan dengan *Google Maps*. Perbedaan ini dapat disebabkan oleh karakteristik ulasan *Google Play Store* yang lebih beragam dan kompleks, seperti penggunaan bahasa tidak baku, singkatan, kesalahan penulisan, serta ulasan yang memuat beberapa keluhan sekaligus, misalnya kendala pembaruan aplikasi, proses masuk, verifikasi wajah, dan kegagalan transaksi.



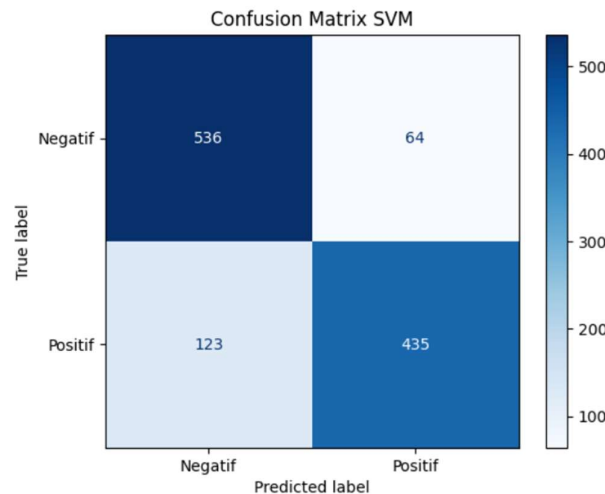
Gambar 3. Confusion Matrix Google Maps

Pada Gambar 3, *Confusion Matrix SVM* menggambarkan hasil klasifikasi sentimen yang dilakukan oleh model SVM. Berdasarkan matriks tersebut, terdapat 19 data sentimen negatif yang berhasil diprediksi dengan benar sebagai negatif (*True Negative*) dan 337 data sentimen positif yang berhasil diprediksi dengan benar sebagai positif (*True Positive*). Selain itu, terdapat 25 data sentimen negatif yang salah diprediksi sebagai positif (*False Positive*) serta 6 data sentimen positif yang salah diprediksi sebagai negatif (*False Negative*).

Tabel 9. Classification Report Google Maps

	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)	Support	Accuracy (%)
Negatif	76,00	43,00	55,00	44	
Positif	93,00	98,00	96,00	343	
Macro Avg	85,00	71,00	75,00	387	91,99
Weighted Avg	91,00	92,00	91,00	387	

Berdasarkan *Classification Report* pada Tabel 9, model SVM memperoleh akurasi sebesar 91,11% dari 387 data uji. Pada kategori negatif, model memberikan hasil *precision* 76%, *recall* 43%, dan *F1-score* 55%, dan mengindikasikan adanya beberapa data negatif yang belum diidentifikasi secara tepat. Sementara itu, dalam kelas positif, model memperoleh *precision* 93%, *recall* 98%, dan *F1-score* 96%, sehingga menunjukkan kemampuan sangat baik pada saat menganalisis sentimen positif. Secara umum, nilai *weighted average F1-score* sebesar 91% membuktikan model SVM mempunyai kinerja yang baik dalam melakukan klasifikasi sentimen, meskipun kinerjanya lebih optimal pada kelas positif dibandingkan kelas negatif.



Gambar 4. *Confusion Matrix* Google Play Store

Pada Gambar 4, *Confusion matrix* memperlihatkan distribusi hasil prediksi model kelas sentimen negatif dan positif. Berdasarkan matriks tersebut, sebanyak 536 data sentimen negatif dapat diprediksi dengan cukup akurat sebagai negatif (*True Negative*) dan 435 sentimen positif telah dapat diprediksi secara tepat positif (*True Positive*). Selain itu, terdapat 64 data sentimen negatif salah diprediksi menjadi positif (*False Positive*) serta 123 data sentimen positif salah diprediksi menjadi negatif (*False Negative*).

Tabel 10. *Classification Report* Google Play Store

	<i>Precision (%)</i>	<i>Recall (%)</i>	<i>F1-Score (%)</i>	<i>Support</i>	<i>Accuracy (%)</i>
Negatif	81,00	89,00	85,00	600	83,85
Positif	87,00	78,00	82,00	558	
Macro Avg	84,00	84,00	84,00	1158	
Weighted Avg	84,00	84,00	84,00	1158	

Berdasarkan *Classification Report* pada Tabel 10, model SVM mendapatkan nilai akurasi sebanyak 83,85%, yang membuktikan performa model mengklasifikasikan sentimen cukup baik. Di kelas Negatif, model mendapatkan *precision* 81%, *recall* 89%, dan *f1-score* 85%, sedangkan pada kelas Positif diperoleh *precision* 87%, *recall* 78%, dan *f1-score* 82%. Nilai *macro average* serta *weighted average* sebesar 84%. Hasil tersebut memperlihatkan bahwa model dapat mengklasifikasikan kedua kategori sentimen secara seimbang. Secara keseluruhan, SVM memberikan kinerja yang baik dengan tingkat klasifikasi akurat.

3.2. WordCloud Positif

Dominasi kata positif menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memberikan apresiasi terhadap kualitas layanan yang diberikan oleh bank. Kata-kata yang sering muncul mencerminkan aspek-aspek yang dianggap penting oleh pengguna dalam menilai kualitas layanan perbankan. WordCloud sentimen positif memperlihatkan bahwa kata dengan ukuran lebih besar memiliki frekuensi kemunculan yang lebih tinggi. Dengan demikian, pihak bank dapat mengetahui faktor-faktor utama yang menjadi keunggulan layanan berdasarkan persepsi pengguna.

Pada Gambar 5 dan Gambar 6, WordCloud Sentimen Positif ditunjukkan oleh kata yang kerap dijumpai pada ulasan positif pengguna. Berdasarkan frekuensi kemunculan kata antara lain “bagus”, “baik”, “mantap”, “ramah”, “cepat”, “nyaman”, “terima kasih”, dan “layanan baik”. Dominasi kata-kata tersebut menunjukkan bahwa pengguna memberikan penilaian positif terhadap kualitas layanan, keramahan petugas, kemudahan penggunaan, serta kelancaran transaksi yang diberikan. Secara umum, hasil Wordcloud mengindikasikan bahwa sentimen positif didominasi oleh kepuasan terhadap pelayanan dan pengalaman penggunaan yang memuaskan.



Gambar 5. Hasil Wordcloud Google Maps



Gambar 6. Hasil Wordcloud Google Play Store

3.3. WordCloud Negatif

Kemunculan kata negatif ini menunjukkan bahwa terdapat beberapa aspek layanan yang perlu mendapatkan perhatian lebih lanjut dari pihak bank. Analisis terhadap kata-kata yang sering muncul dapat digunakan untuk mendukung proses evaluasi dan perbaikan fitur sehingga tingkat kepuasan pengguna dapat meningkat. *Wordcloud* sentimen negatif menyajikan visualisasi data mengenai kata yang memiliki frekuensi kemunculan ulasan negatif. Dalam *wordcloud* kata yang memiliki frekuensi terbanyak akan ditampilkan kata yang banyak dipakai oleh pengguna dalam menyampaikan keluhan atau kritik terhadap layanan bank.



Gambar 7. Hasil Wordcloud Google Maps



Gambar 8. Hasil Wordcloud Google Play Store

Pada Gambar 7 dan Gambar 8, *WordCloud* Sentimen Negatif memperlihatkan frekuensi kata yang sering muncul pada ulasan negatif. Frekuensi munculnya lebih banyak ditunjukkan oleh kata yang sering muncul. Beberapa kata yang dominan antara lain “antrean”, “lama”, “layanan”, “teller”, “satpam”, “customer”, “kurang”, “aplikasi”, “update”, “susah”, “ribet”, dan “transaksi”. Dominasi kata pada ulasan pengguna menunjukkan adanya keluhan mengenai lamanya waktu antrean, kualitas pelayanan yang dianggap kurang memuaskan, serta masalah teknis pada aplikasi seperti gangguan penggunaan, pembaruan aplikasi, dan masalah bertransaksi. Selain itu, munculnya kata-kata seperti “tunggu”, “foto”, “rekening”, “saldo”, dan “bank” mengindikasikan adanya keluhan terkait proses pelayanan, administrasi, serta layanan perbankan digital. Secara keseluruhan, hasil *wordcloud*

mengindikasikan bahwa sentimen negatif didominasi oleh masalah antrean, keterlambatan pelayanan, kendala teknis aplikasi, dan pengalaman pengguna yang kurang memuaskan.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pembahasan yang telah dilakukan, metode SVM dengan pembobotan fitur TF-IDF mampu mengklasifikasikan ulasan Bank BCA dan Bank Mandiri dengan performa yang optimal. Pada *Google Maps*, model SVM memperoleh *accuracy* sebesar 91,99%, *precision* 93,09%, *recall* 98,25%, dan *F1-score* 95,60%, sedangkan pada *Google Play Store* diperoleh *accuracy* sebesar 83,85%, *precision* 87,17%, *recall* 77,96%, dan *F1-score* 82,31%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa SVM mampu memberikan kinerja klasifikasi yang tinggi pada kedua sumber ulasan. Berdasarkan *classification report*, model SVM pada *Google Maps* mampu mengenali kedua kelas sentimen dengan capaian evaluasi yang berbeda pada masing-masing kelas, sedangkan pada *Google Play Store* kinerja model dalam mengenali kedua kelas cenderung lebih seimbang. Hal ini menunjukkan bahwa perbedaan konteks layanan dan ragam bahasa pada setiap platform dapat memengaruhi kemampuan SVM dalam mengenali pola sentimen. Berbeda dengan penelitian terdahulu yang umumnya hanya menganalisis satu aplikasi perbankan atau satu *platform*, penelitian ini mengevaluasi kinerja SVM pada *Google Maps* dan *Google Play Store* secara bersamaan.

Pendekatan tersebut menunjukkan adanya perbedaan kinerja SVM ketika diterapkan pada ulasan layanan kantor cabang di *Google Maps* dan ulasan aplikasi *mobile banking* di *Google Play Store*. Hasil *wordcloud* mendukung hasil klasifikasi dengan menunjukkan bahwa apresiasi pengguna berkaitan dengan keramahan petugas, kecepatan pelayanan, kenyamanan, kemudahan penggunaan, dan kelancaran transaksi, sedangkan keluhan pengguna berkaitan dengan waktu antrean, pelayanan petugas, pembaruan aplikasi, kesulitan penggunaan, verifikasi, dan gangguan transaksi. Kontribusi penelitian ini terletak pada evaluasi kinerja SVM pada dua konteks layanan perbankan serta identifikasi aspek yang banyak diapresiasi dan dikeluhkan pengguna. Penelitian ini masih memiliki keterbatasan karena pelabelan didasarkan pada rating, belum melibatkan validasi pakar, belum menggunakan kategori netral, dan belum menerapkan teknik penyeimbangan kelas. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan anotasi pakar atau metode leksikon, menerapkan teknik penyeimbangan kelas, membandingkan SVM dengan IndoBERT atau model *deep learning*, serta menggunakan *aspect-based sentiment analysis* agar pembahasan setiap aspek layanan menjadi lebih terperinci.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Mursyid, M. A. Pinem, A. I. Sinaga, H. R. Saputra, E. Rubiana, and F. N. Hassan, "Komparasi Kinerja Support Vector Machine dan Naive Bayes Teroptimasi pada Sentimen Ulasan Blu by BCA," *J. Media Inform.*, vol. 6, no. 6, pp. 3123–3131, 2025, doi: 10.55338/jumin.v6i6.7665.
- [2] M. R. Pratama, Y. R. Ramadhan, and M. A. Komara, "Analisis Sentimen BRImo dan BCA Mobile Menggunakan Support Vector Machine dan Lexicon Based," *JUTISI J. Ilm. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 12, no. 3, pp. 1439–1450, 2023, doi: 10.35889/jutisi.v12i3.1431.
- [3] F. N. Firzatullah and Nuroji, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Byond BSI Pada Google Play Store," *METIK J.*, vol. 9, no. 2, pp. 356–363, 2025, doi: 10.47002/metik.v9i2.1089.
- [4] S. A. S. Mola, D. L. B. Baun, I. O. Nunes, and M. M. A. R. Sani, "Analisis Sentimen Aplikasi Halo BCA Di Google Play Store Menggunakan Metode Naive Bayes, Support Vector Machine Dan Random Forest," *HOAQ J. Teknol. Inf.*, vol. 15, no. 2, pp. 69–79, 2024, doi: 10.52972/hoaq.vol15no2.p69-79.
- [5] A. Setiawan and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Tanggapan Pengguna Aplikasi Bale By BTN Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM)," *STORAGE J. Ilm. Tek. dan Ilmu Komput.*, vol. 4, no. 4, pp. 315–326, 2025, doi: 10.55123/storage.v4i4.6469.
- [6] A. Sujjada, Somantri, J. N. Novianti, and I. G. T. Isa, "Analisis Sentimen Terhadap Review Bank Digital Pada Google Play Store Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM)," *J. Rekayasa Teknol. Nusa Putra*, vol. 9, no. 2, pp. 122–135, 2023, doi: 10.52005/rekayasa.v9i2.345.
- [7] K. Kusumaningtyas, I. Dwijayanti, A. R. Lahitani, and M. Habibi, "Analisis Tren Topik dalam Ulasan Negatif Aplikasi M-Banking Menggunakan Latent Dirichlet Allocation," *J. FASILKOM*, vol. 14, no. 3, pp. 549–555, 2024, doi: 10.37859/jf.v14i3.8035.
- [8] D. W. Bhatara and R. R. Suryono, "Analisis Sentimen Aplikasi BCA Mobile Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine," *JUPI J. Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.*, vol. 9, no. 4, pp. 1907–1917, 2024, doi: 10.29100/jupi.v9i4.5536.
- [9] N. Meilani, M. Furqan, and Suhardi, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi BSI Mobile Akibat Ransomware Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *INFOTECH J. Inform. Teknol.*, vol. 5, no. 1, pp. 42–51, 2024, doi: 10.37373/infotech.v5i1.1102.
- [10] Kusnawi, M. Rahardi, and V. D. Pandiangan, "Sentiment Analysis of Neobank Digital Banking Using Support Vector Machine Algorithm in Indonesia," *JOIV Int. J. Informatics Vis.*, vol. 7, no. 2, pp. 377–383, 2023, doi: 10.30630/joiv.7.2.1652.
- [11] D. Sofia and P. Sekarpuji, "Penerapan Metode Stacking Ensemble Untuk Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi

- Ruangguru,” *IDEALIS Indones. J. Inf. Syst.*, vol. 8, no. 2, pp. 248–257, 2025, doi: 10.36080/idealis.v8i2.3559.
- [12] M. J. Prasetyo and I. M. A. Agastya, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Perbankan di Google Play Store menggunakan Algoritma Support Vector Machine,” *Sist. J. Sist. Inf.*, vol. 13, no. 6, pp. 2386–2400, 2024, doi: 10.32520/stmsi.v13i6.4536.
- [13] I. Bazar, F. Wajidi, and A. A. A. Cirua, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Wondr By BNI Menggunakan Algoritma SVM Dengan Optimasi Kernel Trick,” *STORAGE J. Ilm. Tek. dan Ilmu Komput.*, vol. 4, no. 2, pp. 69–81, 2025, doi: 10.55123/storage.v4i2.5178.
- [14] R. O. Mardiyanto, Kusrini, and F. W. Wibowo, “Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Bank Syariah Indonesia Dengan Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM),” *Tek. Teknol. Inf. Dan Multimed.*, vol. 4, no. 1, pp. 9–15, 2023, doi: 10.46764/teknimedia.v4i1.85.
- [15] D. Sabrina, A. D. Sabilla, and N. Azizah, “Kombinasi Vader Lexicon Dan Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Sentimen Komentar Aplikasi Blu BCA,” *Inser. Inf. Syst. Emerg. Technol. J.*, vol. 6, no. 1, pp. 22–33, 2025, doi: 10.23887/insert.v6i1.86240.
- [16] M. D. Bimantara and I. Zufria, “Text Mining Sentiment Analysis On Mobile Banking Application Reviews Using TF-IDF Method With Natural Language Processing Approach,” *JINAV J. Inf. Vis.*, vol. 5, no. 1, pp. 115–123, 2024, doi: 10.35877/454RI.jinav2772.
- [17] H. Wahyudin, “Analisis Sentimen dari Data Ulasan Play Store terhadap Aplikasi Mobile Banking,” *Bandung Conf. Ser. Stat.*, vol. 5, no. 2, pp. 667–676, 2025, doi: 10.29313/bcss.v5i2.20693.
- [18] A. P. Zai and S. Saleh, “Perbandingan Naïve Bayes Dan Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Pengguna Jobstreet,” *IDEALIS Indones. J. Inf. Syst.*, vol. 9, no. 1, pp. 30–38, 2026, doi: 10.36080/idealis.v9i1.3663.
- [19] A. R. Husen, R. Astuti, L. Marlin, Rahmadden, and L. Efrizoni, “Analisis Sentimen Opini Publik pada Twitter Terhadap Bank BSI Menggunakan Algoritma Machine Learning,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 2, pp. 211–218, 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i2.901.