

# Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi MyBCA dengan *Naive Bayes, Random Forest, dan Decision Tree*

## *Sentiment Analysis of MyBCA Application User Reviews using Naive Bayes, Random Forest, and Decision Tree*

<sup>1</sup>Muhammad Rizky Mawandhyka Akbar, <sup>2</sup>Irfan Pratama

<sup>1,2</sup>Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Mercu Buana  
Yogyakarta

<sup>1,2</sup>Gg. Jemb. Merah No.84C, Soropadan, Condongcatur, Kec. Depok, Kabupaten Sleman, Daerah  
Istimewa Yogyakarta 55283

\*e-mail: [211210085@student.mercubuana-yogya.ac.id](mailto:211210085@student.mercubuana-yogya.ac.id), [irfanp@mercubuana-yogya.ac.id](mailto:irfanp@mercubuana-yogya.ac.id)

(received: 28 June 2025, revised: 7 July 2025, accepted: 8 July 2025)

### Abstrak

Di era globalisasi saat ini, kemajuan teknologi berkembang pesat dan mendorong inovasi di berbagai sektor, termasuk sektor perbankan. Salah satu inovasi digital dalam perbankan adalah mobile banking (m-banking), yang memungkinkan nasabah melakukan transaksi melalui smartphone. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi MyBCA menggunakan tiga metode klasifikasi: Naive Bayes, Random Forest, dan Decision Tree. Sebanyak 5.000 data ulasan dari Google Play Store dikumpulkan melalui teknik web scraping, kemudian diproses menggunakan metode pembobotan TF-IDF dan diolah dengan bantuan bahasa pemrograman Python serta pustaka Scikit-Learn. Data dibagi menjadi 90% data latih dan 10% data uji. Penelitian ini juga menerapkan standar ISO-9126 untuk pelabelan ganda guna menghasilkan kualitas perangkat lunak berdasarkan aspek Usability, Efficiency, Functionality, Reliability, dan Maintainability. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa Random Forest memberikan akurasi tertinggi sebesar 94,09%, mengungguli Naive Bayes (81,77%) dan Decision Tree (82,38%). Penelitian ini berkontribusi dalam pengembangan metode evaluasi kualitas aplikasi mobile banking dengan pendekatan analisis sentimen dan ISO-9126 secara terpadu, yang dapat menjadi acuan untuk perbaikan layanan berbasis umpan balik pengguna.

**Kata kunci:** analisis sentimen, mobile banking, MyBCA, machine learning, ISO-9126

### Abstract

In today's era of globalization, rapid technological advancements are driving innovation across various sectors, including the banking industry. One of the key digital innovations in banking is mobile banking (m-banking), which allows customers to perform transactions via smartphones. This study aims to analyze the sentiment of user reviews on the MyBCA application using three classification methods: Naive Bayes, Random Forest, and Decision Tree. A total of 5,000 user reviews were collected from the Google Play Store through web scraping techniques. The data was preprocessed using the TF-IDF weighting method and processed with Python programming language and the Scikit-Learn library. The dataset was split into 90% training data and 10% testing data. This study also applies the ISO 9126 standard for multi-label classification to assess software quality based on Usability, Efficiency, Functionality, Reliability, and Maintainability. Evaluation results indicate that Random Forest achieved the highest accuracy at 94.09%, outperforming Naive Bayes (81.77%) and Decision Tree (82.38%). This research contributes to the development of a sentiment-based evaluation method for mobile banking applications, integrating user feedback analysis with ISO 9126 quality standards, and offers a useful reference for improving digital banking services.

**Keywords:** sentiment analysis, mobile banking, MyBCA, machine learning, ISO-9126

## 1 Pendahuluan

Di era globalisasi, kemajuan teknologi mendorong inovasi di berbagai sektor, termasuk perbankan. Perbankan Indonesia kini tengah menjalani transformasi digital untuk menyesuaikan

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

dengan gaya hidup masyarakat modern. Salah satu inovasi yang menjadi andalan adalah layanan mobile banking, yang memungkinkan nasabah melakukan transaksi finansial secara mudah melalui perangkat smartphone [1]. Mobile banking atau m-banking merupakan layanan yang memungkinkan nasabah melakukan pengecekan saldo, transaksi keuangan, pembayaran, dan lainnya melalui smartphone [2].

PT Bank Central Asia Tbk (BCA), sebagai salah satu bank swasta terbesar di Indonesia, turut mengembangkan layanan digital melalui aplikasi *MyBCA*. Aplikasi ini diluncurkan pada tahun 2021 sebagai pelengkap dari BCA Mobile, dengan berbagai fitur seperti cek saldo, mutasi, transfer, pembuatan deposito, QRIS, paylater, transfer valuta asing, dan akses multiakun. Inovasi ini menunjukkan komitmen BCA dalam memanfaatkan teknologi untuk meningkatkan layanan kepada nasabah [3].

Penting bagi pengembang *MyBCA* untuk mengetahui respon nasabah guna memperbaiki dan meningkatkan kinerja serta fitur aplikasi, sehingga pengguna merasa nyaman. Untuk meningkatkan kualitas dan reputasi aplikasi, serta mempertahankan kepercayaan nasabah atas konsistensi, efektivitas, dan efisiensi layanan, diperlukan pemantauan terhadap pengalaman pengguna [4]. Salah satu cara efektif dalam mengidentifikasi persepsi nasabah adalah melalui analisis ulasan pengguna yang tersedia di Google Play Store. Ulasan tersebut memuat opini yang mencerminkan pengalaman, keluhan, maupun kepuasan terhadap aplikasi. Dengan demikian, penerapan analisis sentimen menjadi strategi yang relevan untuk mengklasifikasikan opini tersebut secara sistematis.

Analisis sentimen adalah kegiatan yang digunakan untuk menganalisis pendapat atau opini seseorang tentang suatu topik. Tugas dasar Analisis sentimen adalah mengklasifikasikan beberapa teks dari dokumen, kalimat atau fitur, kalimat dari fitur tersebut bisa bersifat positif, negatif dan netral. Dalam melakukan analisis sentimen diperlukan metode yang menunjang klasifikasi [5]. Selain metode berbasis machine learning, Pendekatan yang umum digunakan adalah lexicon based. Pendekatan lexicon menggunakan kamus kata yang telah diberi label sentimen untuk menentukan polaritas suatu teks. Sementara itu, pendekatan machine learning mengandalkan algoritma klasifikasi untuk belajar dari data berlabel, sehingga lebih fleksibel dalam menangani variasi bahasa dan konteks.[6].

Selain pendekatan klasifikasi, penelitian ini juga mempertimbangkan aspek kualitas perangkat lunak sebagai bagian dari evaluasi. Standar ISO/IEC 9126 digunakan untuk menilai kualitas aplikasi digital secara menyeluruh. Standar ini mencakup enam karakteristik utama, yaitu *Functionality*, *Reliability*, *Usability*, *Efficiency*, *Maintainability*, dan *Portability*. Dengan mengacu pada standar ini, evaluasi kualitas aplikasi dapat dilakukan secara sistematis dan objektif [7].

Untuk memperoleh perspektif tambahan dalam proses klasifikasi serta meningkatkan akurasi hasil analisis, penelitian ini memanfaatkan pendekatan berbasis machine learning. Penelitian ini menggunakan tiga metode klasifikasi, yaitu Naive Bayes, Random Forest, dan Decision Tree. Naive Bayes menghitung probabilitas pada setiap faktor dan memilih hasil dengan kemungkinan nilai tertinggi [8]. Algoritma C4.5 atau Decision Tree membentuk pohon keputusan yang mudah diinterpretasikan, dengan mengubah data menjadi struktur pohon dan aturan keputusan [9]. Sementara itu, Random Forest adalah metode berbasis ensemble learning yang sering digunakan dalam penelitian klasifikasi dan regresi [10].

Belum ada studi yang membandingkan tiga algoritma klasifikasi (Naive Bayes, Decision Tree, dan Random Forest) dalam konteks aplikasi *MyBCA*, yang juga mengintegrasikan pendekatan evaluasi kualitas aplikasi berdasarkan standar ISO/IEC 9126. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengisi kekosongan tersebut dengan membandingkan tiga algoritma klasifikasi tersebut dalam menganalisis ulasan pengguna *MyBCA*, sambil mengevaluasi kualitas aplikasi menggunakan karakteristik standar ISO/IEC 9126 seperti *functionality*, *usability*, dan *reliability*.

## 2 Tinjauan Literatur

Beberapa penelitian terkini menunjukkan penerapan algoritma machine learning untuk analisis sentimen dalam ulasan aplikasi layanan digital. Selain pendekatan klasifikasi, evaluasi kualitas perangkat lunak juga menjadi aspek penting dalam menganalisis pengalaman pengguna terhadap aplikasi digital. Salah satu model yang dapat digunakan untuk mengevaluasi aplikasi perbankan digital, seperti *MyBCA*, adalah standar ISO/IEC 9126. Sebagai contoh, Nagata et al. (2023)

melakukan analisis kualitas aplikasi BSI Mobile menggunakan model ISO/IEC 9126, yang mencakup lima karakteristik kualitas: fungsionalitas, efisiensi, keandalan, kegunaan, dan portabilitas. Penelitian tersebut menunjukkan pentingnya pengujian kualitas perangkat lunak dalam aplikasi mobile banking untuk memastikan aplikasi memenuhi standar yang diperlukan [11].

Miftahusalam et al. (2023) meneliti ulasan aplikasi BCA Mobile dengan mengumpulkan 2.453 ulasan dari Google Play Store selama Januari 2023. Penelitian ini membandingkan dua algoritma populer, Naive Bayes dan Random Forest. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Random Forest lebih unggul dalam hal akurasi (93,93%) dan skor F1 (91,43%), dengan sentimen positif sebagian besar mencerminkan kemudahan penggunaan dan kualitas layanan, sedangkan sentimen negatif sebagian besar terkait dengan masalah verifikasi wajah pasca pembaruan aplikasi. Keunggulan Random Forest dalam hal akurasi mungkin terkait dengan kemampuannya dalam menangani data yang lebih kompleks dan non-linier. Namun, penelitian ini terbatas pada ukuran dataset yang relatif kecil dan hanya mengandalkan ulasan dari satu platform, yaitu Google Play Store, yang dapat membatasi generalisasi hasil [12].

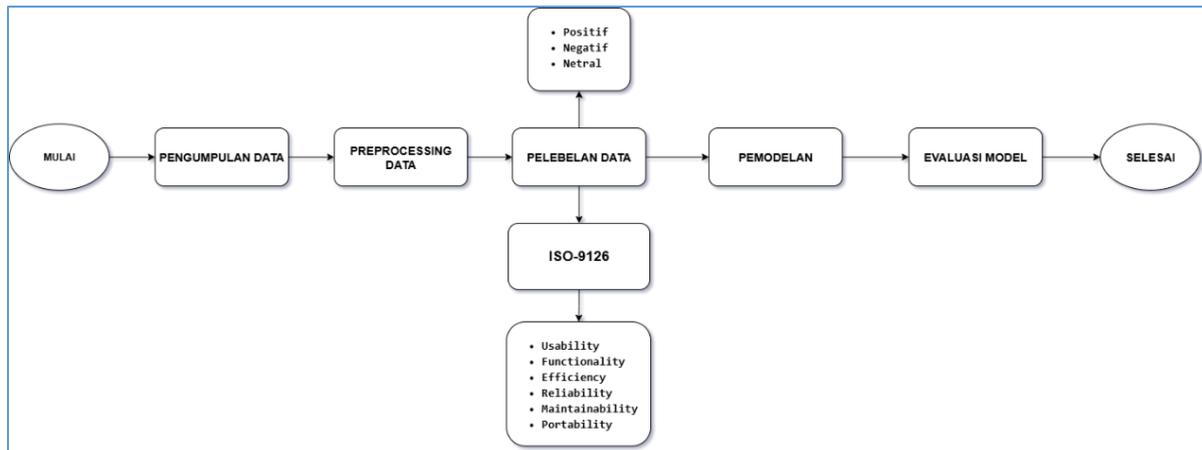
Zulfahmi (2024) menggunakan algoritma Decision Tree untuk menganalisis lebih dari 10.000 tweet tentang aplikasi PLN Mobile, dengan akurasi 96%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa meskipun banyak pengguna yang menerima aplikasi tersebut, keluhan teknis masih mendominasi. Salah satu keunggulan utama algoritma Decision Tree adalah model interpretabilitas yang lebih sederhana dibandingkan dengan algoritma lain seperti Random Forest atau Naive Bayes, yang memudahkan pengguna untuk memahami alasan di balik klasifikasi sentimen tertentu. Namun, keterbatasan utama penelitian ini adalah data yang digunakan hanya berasal dari satu platform media sosial (Twitter), yang dapat menyebabkan bias analisis, mengingat platform yang berbeda dapat menampilkan sentimen yang berbeda mengenai aplikasi yang sama [13].

Secara keseluruhan, penelitian-penelitian di atas menunjukkan bahwa algoritma seperti Naive Bayes, Random Forest, dan Decision Tree sering digunakan dalam analisis sentimen aplikasi digital. Namun, terdapat beberapa batasan yang perlu diperhatikan, seperti ukuran dataset yang kecil, platform data yang terbatas, dan keterbatasan dalam membandingkan beberapa algoritma dalam satu penelitian. Selain itu, belum ada penelitian yang secara komparatif menganalisis aplikasi layanan perbankan digital, seperti MyBCA, dengan pendekatan yang membandingkan secara langsung kinerja algoritma Naive Bayes, Random Forest, dan Decision Tree dalam klasifikasi sentimen.

Meskipun beberapa studi tersebut telah berhasil menerapkan teknik analisis sentimen menggunakan algoritma machine learning, pendekatan yang digunakan umumnya masih bersifat parsial. Penelitian oleh Miftahusalam et al. (2023) hanya membandingkan dua algoritma dan belum mengintegrasikan dimensi evaluasi kualitas perangkat lunak. Sementara itu, studi oleh Zulfahmi (2024) menggunakan satu algoritma dan terbatas pada satu media sosial, sehingga kurang representatif untuk konteks aplikasi keuangan yang sesungguhnya digunakan di lingkungan mobile banking. Dengan demikian, ruang kontribusi masih terbuka lebar bagi studi yang tidak hanya membandingkan beberapa algoritma sekaligus, tetapi juga mengaitkannya dengan kualitas aplikasi dari sudut pandang pengguna. Penelitian ini menempati posisi unik dengan menggabungkan perbandingan tiga algoritma klasifikasi sentimen dan evaluasi kualitas aplikasi berdasarkan standar ISO/IEC 9126 secara terpadu menggunakan data nyata dari pengguna aplikasi MyBCA. Pendekatan ini menawarkan kontribusi baru terhadap metodologi evaluasi layanan digital berbasis umpan balik pengguna yang lebih terukur dan relevan.

### **3 Metode Penelitian**

Penelitian ini memanfaatkan tiga Metode yaitu Naive Bayes, Random Forest, dan Decision Tree, rangkaian langkah-langkah yang akan dijalankan dalam penelitian ini terdapat pada diagram yang disajikan dibawah ini. Diagram ini berperan sebagai alat bantu untuk memberikan pandangan yang lebih terinci dan terstruktur dengan proses dan langkah-langkah yang akan diambil pada penelitian, seluruh proses yang akan dijalankan dalam penelitian ini dapat dilihat seperti pada Gambar 1.



Gambar 1 Alur penelitian

### 3.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari ulasan-ulasan yang ditulis oleh pengguna aplikasi MyBCA di Google Play Store. Ulasan tersebut berisi tanggapan, keluhan, ataupun pujian dari nasabah terhadap fitur dan performa aplikasi yang mereka alami secara langsung. Untuk mengumpulkan data tersebut, peneliti menggunakan teknik web scraping, web scraping merupakan teknik untuk mendapatkan suatu informasi dari situs tertentu untuk dapat dilakukan pengambilan data baik secara manual ataupun otomatis [14].

### 3.2 Preprocessing Data

Preprocessing data merupakan proses penting dalam analisis data mining yang bertujuan untuk membersihkan, mengubah format, dan mempersiapkan data agar lebih mudah dan akurat dalam proses analisis [15]. Pada penelitian ini proses yang dilakukan dalam tahapan preprocessing adalah sebagai berikut:

a. Text Cleaning dan Case Folding

Text cleaning merupakan tahap awal dalam proses preprocessing yang bertujuan untuk membersihkan teks dari elemen-elemen yang tidak diperlukan, seperti simbol-simbol khusus, URL, emoticon, tag HTML, dan spasi yang berlebih. Langkah ini penting dilakukan untuk merapikan struktur teks agar lebih mudah dijelaskan, terutama pada data-data dari media sosial yang sering kali mengandung noise. Salah satu bagian dari text cleaning adalah folding case, yaitu mengubah semua huruf menjadi huruf kecil (lowercase) [16]. Proses ini dilakukan karena teks sering kali tidak konsisten dalam penggunaan huruf kapital, yang dapat mempengaruhi hasil pencarian dan analisis. Dengan folding case, teks menjadi lebih seragam dan analisis dapat dilakukan dengan lebih akurat dan efisien.

b. Normalisasi

Normalisasi teks dapat dilakukan dengan membuat kamus khusus yang disesuaikan dengan dataset yang dimiliki. Kamus tersebut akan diacuketika proses normalisasi berlangsung [17]. Normalisasi sangat berguna untuk menangani kata tidak baku, seperti kata slangword atau kata gaul (contoh: "gk", "nggak", "bt" menjadi "tidak", "bosan"), serta kesalahan penulisan atau typo.

c. Tokenisasi

merupakan proses seleksi pemotongan kata dalam kalimat. Diberikan pemisah seperti tanda koma (,), titik (.), dan tanda pemisah lainnya [18].

d. Stopword Removal

Stopword Removal merupakan salah satu tahap dalam preprocessing teks yang bertujuan menghilangkan kata-kata yang tidak penting dalam dokumen. Proses ini membantu membuat pemrosesan teks menjadi lebih ringan dan cepat. Umumnya, stopwords removal menggunakan perpustakaan digital yang berisi daftar kata umum. Namun, tidak semua kata dalam daftar tersebut relevan untuk semua jenis dokumen, sehingga dapat mempengaruhi kualitas hasil pemrosesan [19].

e. Stemming

Tahap stemming atau pengakaran kata merupakan tahap untuk menghapus imbuhan yang ada di dalam sebuah kata dan menyisakan akar kata atau kata dasar saja. Algoritma stemming yang digunakan adalah algoritma sederhana yang akan menghapus kombinasi awalan (prefix) dan akhiran (suffix) jika awalan dan akhiran tersebut ada di dalam suatu kata [20].

### 3.3 Pelabelan Data

Setelah data ulasan dibersihkan dan siap diproses, langkah berikutnya adalah memberikan label atau penanda pada setiap ulasan. Label ini menunjukkan apakah isi dari ulasan tersebut bernada positif, negatif, atau netral. Selain pelabelan berdasarkan sentimen, setiap ulasan juga dianalisis lebih dalam untuk melihat aspek mana dari aplikasi yang sedang dikomentari oleh pengguna. Untuk ini, digunakan standar ISO-9126 yang terdiri dari enam faktor, yaitu: Functionality (fungsionalitas), Reliability (reliabilitas), Usability (Kegunaan), Efficiency (Efisiensi), Maintainability (perawatan), dan Portability (portabilitas) [21]. Pelabelan ISO-9126 dilakukan secara semi otomatis dengan menggunakan kamus kata kunci yang telah didefinisikan untuk masing-masing kategori. Proses ini dilakukan secara otomatis dengan mencocokkan kata-kata dalam ulasan dengan kata kunci dari kamus. Namun pembuatan dan pemeliharaan kamus kata kunci dilakukan secara manual oleh peneliti. Validasi pelabelan dilakukan dengan memeriksa sampel ulasan secara manual dan menggunakan validasi silang untuk memastikan konsistensi hasil. Pelabelan ganda ini memberikan analisis yang lebih detail dan spesifik mengenai bagian aplikasi yang perlu ditingkatkan

### 3.4 Pemodelan

Selanjutnya, ulasan yang telah diberi label sentimen kemudian dianalisis menggunakan tiga metode klasifikasi teks yang berbeda. Ketiga metode ini dijalankan secara paralel agar hasilnya bisa dibandingkan satu sama lain.

Pertama adalah algoritma *Naive Bayes*. Metode klasifikasi terbanyak yang dapat digunakan untuk analisis sentimen. metode ini menghitung probabilitas pada setiap faktor, lalu memilih hasil dengan kemungkinan nilai tertinggi [8].

Kedua adalah *Decision Tree*. Algoritma ini membentuk sebuah struktur pohon keputusan, model prediksi menggunakan struktur pohon atau struktur berhirarki. Konsep dari pohon keputusan adalah mengubah data menjadi pohon keputusan dan aturan aturan keputusan. Metode ini cukup mudah dipahami karena menyerupai logika manusia dalam membuat Keputusan [23].

Ketiga adalah *Random Forest*, yang sebenarnya merupakan gabungan dari banyak pohon keputusan. Alih-alih mengandalkan satu pohon, Random Forest adalah metode standar untuk penelitian berbasis klasifikasi dan regresi yang termasuk dari ensemble learning.

Dengan membandingkan ketiga model tersebut, peneliti dapat menentukan metode mana yang paling efektif untuk klasifikasi sentimen pada ulasan pengguna MyBCA [24].

### 3.5 Evaluasi

Setelah masing-masing model selesai dilatih dan diuji, langkah selanjutnya adalah menyalakan kinerja model menggunakan empat metrik utama: Accuracy, Precision, Recall, dan F1-score, yang dihitung dengan menggunakan Confusion Matrix seperti pada Tabel 1. Data dibagi menjadi dua set, yaitu data latih (training) sebanyak 4.500 ulasan (90%) dan data uji (testing) sebanyak 500 ulasan (10%) dari total 5.000 ulasan. Pembagian ini dilakukan menggunakan metode `train\test\_split` dari pustaka `sklearn.model_selection`, dengan data latih digunakan untuk melatih model sementara data uji digunakan untuk menguji kinerjanya.

Tabel 1 Confusion Matrix

		Aktual	
		Negatif	Positif
Prediksi	Negatif	TN	FN
	Positif	FP	TP

Keterangan:

- TP (True Positive): Prediksi positif yang benar.
- TN (True Negative): Prediksi negatif yang benar.
- FP (False Positive): Prediksi positif yang salah.
- FN (False Negative): Prediksi negatif yang salah.

Tahapan selanjutnya dalam proses evaluasi dilakukan dengan memanfaatkan metrik evaluasi seperti Precision, Recall, F1-Score, dan Accuracy. Precision digunakan untuk mengukur ketepatan prediksi positif. Metrik ini menunjukkan rasio antara jumlah prediksi positif yang benar dengan total prediksi yang diklasifikasikan sebagai positif. Recall menunjukkan perbandingan antara jumlah prediksi positif yang benar dengan total data yang seharusnya diklasifikasikan sebagai positif. Accuracy menunjukkan rasio antara seluruh prediksi yang benar (baik positif maupun negatif) terhadap total jumlah data. Sementara itu, F1-Score merupakan rata-rata harmonis yang diberi bobot antara precision dan recall [25].

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3)$$

$$\text{F1 - Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4)$$

## 4 Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai setiap Langkah yang dilakukan dalam penelitian ini, penelitian ini dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman Python, Seluruh proses dilakukan secara terstruktur. Proses ini mencakup pengumpulan data, preprocessing, pembangunan model, hingga evaluasi performa.

### 4.1 Pengumpulan Data

Pada tahap ini, dataset ulasan aplikasi MyBCA diperoleh melalui proses web scraping, yaitu teknik otomatis untuk mengumpulkan data dari situs web. Data yang dikumpulkan sebanyak 5.000 ulasan pengguna aplikasi MyBCA dari Google Play Store. Ulasan ini mencakup berbagai informasi, seperti rating bintang dan komentar yang diberikan oleh pengguna mengenai pengalaman mereka dengan aplikasi tersebut.



Gambar 2 Proses pengumpulan data

Dataset ini akan digunakan sebagai dataset utama dalam analisis sentimen, yang bertujuan untuk mengidentifikasi apakah ulasan tersebut bersifat positif, negatif, atau netral. Melalui analisis ini, kami dapat memperoleh wawasan mengenai bagaimana pengguna merespons aplikasi MyBCA, termasuk kekuatan dan kelemahannya, yang sangat berguna untuk pengembangan aplikasi sebelumnya. Data yang dikumpulkan dari Google Play Store ini menjadi dasar analisis lebih lanjut, termasuk penerapan model pembelajaran mesin untuk klasifikasi ulasan seperti pada Tabel 2.

**Tabel 2 Dataset MyBCA**

No	Username	Content
1.	Pengguna Google	Lupa BCA ID disuruh halo BCA jgn pakai jaringan wifi,.sudah coba berkala, masih tidak bisa.. repot bener ya
2.	Pengguna Google	Terimakasih kak atas responnya, sekarang sudah nyaman lagi digunakannya.
3.	Pengguna Google	"Oops coba lagi" gitu aja terus pdhl password sudah benar👉
4.	Pengguna Google	ini kenapa coba saya lupa bca id saya kirim ke email yg tercantum malah ga bisa mulu. udah telp ke call center sama aja. alasannya kesalahan aplikasi, jaringan. lagi urgent mlm ini ya allah
5.	Pengguna Google	mantap transaksi nya mudah banget the best la bca

#### 4.2 Preprocessing Data

Pada tahap ini, dataset mentah perlu dibersihkan dan dipersiapkan sebelum digunakan dalam proses analisis. Tahapan ini dikenal sebagai preprocessing data, yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas data agar lebih mudah diolah oleh algoritma machine learning. Preprocessing dimulai dengan text cleaning, yaitu menghapus elemen-elemen yang tidak relevan seperti angka, tanda baca, emoji, dan karakter berulang yang dapat mengganggu analisis, seperti pada Tabel 3.

**Tabel 3 Hasil text cleaning**

Sebelum	Sesudah
Sangat buruk.. sudah terverifikasi di email. Sms sudah masuk. Masih tidak bisa log in dgn alasan sms verifikasi tidak terkirim. 🙄	sangat buruk sudah terverifikasi email sudah masuk masih tidak bisa alasan verifikasi tidak terkirim

Langkah selanjutnya adalah normalisasi, yaitu proses untuk membuat teks menjadi lebih konsisten, seperti mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil untuk menghindari perbedaan kapitalisasi. Normalisasi juga mencakup penggantian variasi penulisan dan memperbaiki kesalahan ketik, seperti pada Tabel 4.

**Tabel 4 Hasil normalisasi**

Sebelum	Sesudah
jadi lambat banget yalah kenapa sih malu kasir kelaman ditunguin awkward banget coba hapus data hapus instaln masih lambat a	jadi lambat banget yalah kenapa malu kasir kelaman ditunguin awkward banget coba hapus data hapus instaln masih lambat

Kemudian, dilakukan tokenisasi, yaitu pemecahan teks menjadi bagian-bagian yang lebih kecil yang disebut token. Token ini dapat berupa kata, frase, atau bahkan kalimat, seperti pada Tabel 5.

**Tabel 5 Hasil tokenisasi**

Sebelum	Sesudah
aplikasi bagaimana login bolak balik terus minta verifikasi terus	[aplikasi, bagaimana, login, bolak, balik, terus, minta, verifikasi, terus]

langkah berikutnya adalah stopword removal, yang bertujuan untuk menghapus kata-kata umum seperti "dan", "atau", atau "adalah" yang tidak memberikan informasi penting dalam analisis. Dengan menghapus stopwords, kita dapat mengurangi dimensi teks dan memfokuskan analisis pada kata-kata yang lebih bermakna, seperti pada Tabel 6.

**Tabel 6 Hasil Stopword Removal**

Sebelum	Sesudah
[terlalu, banyak, notifikasi, berulang, selalu, muncul, padahal, sudah, dibersihkan, selalu, muncul, notifikasi, yang, sama]	notifikasi berulang muncul dibersihkan muncul notifikasi

Tahap akhir dalam proses prapemrosesan adalah stemming, yaitu teknik untuk menyederhanakan kata ke bentuk dasarnya. Sebagai contoh, kata seperti "berlari" akan direduksi menjadi "lari". Stemming membantu menyederhanakan teks dan mengurangi variasi kata yang tidak perlu, sehingga memudahkan dalam analisis lebih lanjut. Dengan mengikuti urutan langkah-langkah ini, teks yang telah diproses akan siap digunakan untuk aplikasi-aplikasi seperti klasifikasi teks, analisis sentimen, atau model pembelajaran mesin lainnya, seperti pada Tabel 7.

**Tabel 7 Hasil Stemming**

Sebelum	Sesudah
mobile banking rumit login sulit transaksi sulit kesel banget pakai enak livin	[mobile, banking, rumit, login, sulit, transaksi, sulit, kesel, banget, pakai, enak, livin]

### 4.3 Pelabelan Data

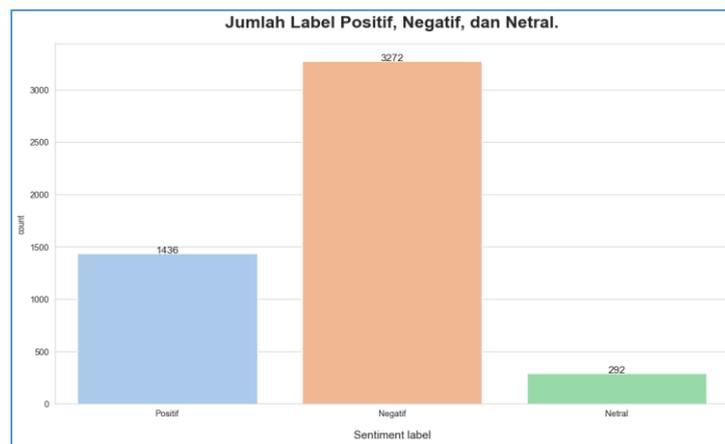
Setelah data ulasan dibersihkan dan siap diproses, langkah selanjutnya adalah memberikan label pada setiap ulasan untuk menentukan sentimen yang terkandung di dalamnya. Pelabelan ini bertujuan untuk mengidentifikasi apakah ulasan tersebut bernada positif, negatif, atau netral. Proses pelabelan sentimen dilakukan dengan pendekatan berbasis leksikon, di mana setiap kata dalam ulasan yang telah melalui tahap normalisasi dan stemming dibandingkan dengan kamus sentimen yang telah diberi skor positif atau negatif. Nilai-nilai dari kata-kata tersebut kemudian dijumlahkan untuk menghasilkan sebuah skor akhir yang disebut polaritas. Berdasarkan skor ini, ulasan akan diberi label sesuai dengan kekeliruan:

- Positif: Jika skor lebih besar dari nol.
- Netral: Jika skor sama dengan nol.
- Negatif: Jika skor kurang dari nol.

Proses ini divisualisasikan dalam Gambar 3, yang menunjukkan hasil dari pelabelan sentiment.

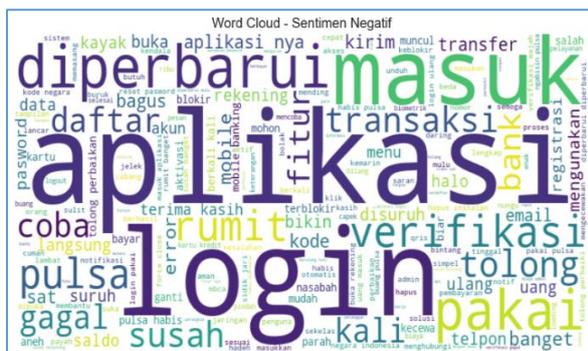
	userName	content	content_cleaned	normalization	token	stopwords	stem_review	polarity	sentiment
0	Pengguna Google	Terimakasih kak atas responnya, sekarang sudah...	terima kasih atas responya sekarang sudah nyam...	terima kasih atas responya sekarang sudah nyam...	[terima, kasih, atas, responya, sekarang, suda...	[terima, kasih, responya, nyaman, digunakanya]	[terima, kasih, responya, nyaman, digunakanya]	1	Positif
1	Pengguna Google	HAMPIR 60 MENIT SISTEM DOWNTIME. GIMANA SLA NY...	hampir menit sistem downtime bagaimana	hampir menit sistem downtime bagaimana	[hampir, menit, sistem, downtime, bagaimana]	[menit, sistem, downtime]	[menit, sistem, downtime]	-4	Negatif
2	Pengguna Google	baru download tadi jam 12 siang diisi saldo 2...	baru unduh tadi siang diisi saldo giliran dicek...	baru unduh tadi siang diisi saldo giliran dicek...	[baru, unduh, tadi, siang, diisi, saldo, gilira...	[unduh, siang, disi, saldo, giliran, dicek, ni...	[unduh, siang, disi, saldo, gilir, cek, niat ...	-26	Negatif
3	Pengguna Google	terlalu banyak bug, notifikasi berulang selalu...	terlalu banyak notifikasi berulang selalu munc...	terlalu banyak notifikasi berulang selalu munc...	[terlalu, banyak, notifikasi, berulang, selalu, munc...	[notifikasi, berulang, muncul, dibersihkan, mu...	[notifikasi, ulang, muncul, bersit, muncul, no...	-8	Negatif
4	Pengguna Google	mau masukan id terus harus menambahkan nomor h...	masukan terus harus menambahkan nomor harus ko...	masukan terus harus menambahkan nomor harus ko...	[masukan, terus, harus, menambahkan, nomor, ha...	[masukan, nomor, kode, negara, indonesia, ceri...	[masuk, nomor, kode, negara, indonesia, cerita]	-15	Negatif
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
4995	Pengguna Google	Lebih baik menggunakan kode akses daripada pasw...	lebih baik menggunakan kode akses daripada pasw...	lebih baik menggunakan kode akses daripada pasw...	[lebih, baik, menggunakan, kode, akses, daripad...	[mengunakan, kode, akses, password, pasword, te...	[mengunakan, kode, akses, password, pasword, te...	0	Netral

Gambar 3 Hasil labeling



Gambar 4 Grafik sentimen

Selanjutnya pada Gambar 4, menunjukkan distribusi sentimen ulasan pengguna dengan tiga kategori: Positif, Negatif, dan Netral. Sentimen Negatif mendominasi dengan 3.272 ulasan, mengindikasikan bahwa mayoritas pengguna merasa tidak puas atau menghadapi masalah dengan aplikasi. Sementara Positif berjumlah 1.436, dan Netral hanya 292 ulasan. Untuk memberikan gambaran lebih mendalam mengenai isi ulasan, Wordcloud untuk sentimen Positif dan Negatif menampilkan kata-kata yang sering muncul seperti pada gambar 5 dan 6.



Gambar 6 Wordcloud sentimen negatif



Gambar 5 Wordcloud sentimen positif

Selanjutnya, dilakukan pelabelan ganda pada ulasan pengguna dengan menggunakan standar ISO-9126 untuk menilai kualitas perangkat lunak. ISO-9126 adalah standar internasional yang digunakan untuk menilai kualitas perangkat lunak berdasarkan beberapa kategori utama, seperti

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

Usability, Efficiency, Functionality, Reliability, dan Maintainability. Dalam proses ini, setiap ulasan diberi label berdasarkan kategori-kategori ini untuk mengidentifikasi aspek-aspek apa saja dari aplikasi yang menjadi perhatian utama pengguna. Berikut Proses Pelabelan Kategori ISO-9126:

- a. **Persiapan Data**  
Data ulasan yang telah dibersihkan melalui normalisasi dan stemming disiapkan dalam format yang sesuai, ulasan dengan sentimen Negatif akan dijelaskan lebih lanjut untuk mendeteksi kata atau frase yang sesuai dengan kategori ISO-9126.
- b. **Kamus ISO-9126**  
Kamus ISO-9126 terdiri dari kategori kualitas perangkat lunak yang mencakup Kegunaan, Efisiensi, Fungsionalitas, Keandalan, dan Kemudahan Pemeliharaan, di mana setiap kategori memiliki kata kunci terkait. Kamus ini digunakan untuk mendeteksi aspek kualitas mana yang relevan berdasarkan konten setiap ulasan.
- c. **Pelabelan Berdasarkan Sentimen Negatif dan Aplikasi ke Seluruh Data**  
Ulasan yang bersentimen Negatif akan diberi label kategori ISO-9126, sementara ulasan dengan sentimen Positif atau Netral tidak akan diproses lebih lanjut. Hanya ulasan dengan sentimen negatif yang dianalisis lebih dalam untuk mengidentifikasi kategori ISO yang relevan berdasarkan frase atau kata kunci yang terdeteksi dalam isi ulasan tersebut. Setelah proses analisis selesai, pelabelan kategori ISO-9126 diterapkan pada seluruh data ulasan dengan sentimen negatif, di mana setiap ulasan diberi label sesuai dengan kategori yang sesuai dengan aspek kualitas perangkat lunak yang ditemukan.

**Tabel 8 Sentiment dan ISO-9126**

No	Content	Sentimen	ISO-9126
1	terlalu banyak notifikasi berulang selalu muncul padahal sudah dibersihkan selalu muncul notifikasi yang sama	Negatif	Usability
2	ops coba lagi begitu terus padahal password sudah benar	Negatif	Maintainability
3	baru unduh tadi siang disi saldo giliran dicek niatnya kakak ternyata tinggal hadeh bagaimana sih masih kurang gaji segitu sampai nyolong uang rakyat kecil mending benerin sistemnya dulu sebelum banyak pihak pindah bank lain	Negatif	Efficiency
4	malam kenapa mybca poco saya force close terus ketika buka menu lainnya sehinga bayar signal bisa tolong perbaikan terima kasih	Negatif	Functionality, Reliability
5	saya tidak bisa akses login mybca tertulis harus mengaktifkan aksesibilitas apakah benar terima kasih	Negatif	Functionality, Portability

Berdasarkan Tabel 8, ulasan pengguna aplikasi MyBCA dengan sentimen negatif mencerminkan berbagai permasalahan pada aspek kualitas perangkat lunak berdasarkan standar ISO-9126. Ulasan pertama menyoroti banyaknya notifikasi berulang meskipun sudah dibersihkan, yang termasuk dalam kategori Usability dan menunjukkan bahwa pengguna mengalami ketidaknyamanan dalam menggunakan antarmuka aplikasi. Kategori Usability ini cukup dominan dalam ulasan negatif, yang mengindikasikan bahwa aspek kemudahan penggunaan menjadi salah satu faktor utama penyebab ketidakpuasan pengguna. Ulasan kedua mengeluhkan kegagalan login meskipun kata sandi benar, dikaitkan dengan Maintenance, yang menunjukkan potensi kelemahan pada sistem yang nyata dalam menangani kesalahan. Ulasan menyinggung saldo yang tidak sesuai setelah transaksi ketiga, mencerminkan isu pada aspek Efisiensi karena proses aplikasi dianggap tidak optimal. Sementara itu, ulasan keempat menyoroti aplikasi yang force close saat membuka menu lain, menunjukkan gangguan pada aspek Functionality dan Reliability. Ulasan kelima menekankan kebutuhan aktivasi aksesibilitas untuk login, yang berkaitan dengan batasan pada Fungsionalitas dan Portabilitas. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa sebagian besar keluhan pengguna dihilangkan pada aspek kegunaan dan kestabilan aplikasi, yang perlu menjadi prioritas dalam pengembangan lebih lanjut.

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

#### 4.4 Model Klasifikasi

Pada penelitian ini, dilakukan pemodelan klasifikasi sentimen menggunakan tiga algoritma, yaitu Naive Bayes, Random Forest, dan Decision Tree. Sebelum proses pelatihan, data teks diolah menggunakan metode pembobotan TF-IDF untuk mengubah teks menjadi representasi numerik yang merefleksikan pentingnya kata dalam dokumen dan korpus. Data kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan proporsi pembagian 90% dan 10%, menggunakan  $test\_size=0.1$  dan  $random\_state=3$  untuk menjaga konsistensi hasil.

Pada Tabel 9. Model Naive Bayes yang dibor menggunakan data hasil transformasi TF-IDF dan diuji pada data uji, menghasilkan akurasi sebesar 81,57%. Model ini menunjukkan performa yang baik, terutama pada kelas Netral dengan presisi dan recall sebesar 0,88.

**Tabel 9 Metrik Performa Naive Bayes**

Akurasi Naive Bayes		0,81		
	Precision	Recal	F1-Score	Support
Negatif	0,75	0,82	0,78	320
Netral	0,88	0,88	0,88	329
Positif	0,83	0,74	0,78	33
Accuracy	-	-	0,82	982
Macro Avg	0,82	0,82	0,82	982
Weighted Avg	0,82	0,82	0,82	982

Selanjutnya pada tabel 10, Model Random Forest memberikan hasil terbaik dengan akurasi tertinggi sebesar 94,30%, serta f1-score mendekati sempurna pada kelas Netral.

**Tabel 10 Metrik performa random forest**

Akurasi Random Forest		0,94		
	Precision	Recal	F1-Score	Support
Negatif	0,90	0,94	0,92	320
Netral	0,97	1,00	0,99	329
Positif	0,96	0,89	0,92	333
Accuracy	-	-	0,94	982
Macro Avg	0,94	0,94	0,94	982
Weighted Avg	0,94	0,94	0,94	982

Sementara itu Tabel 11, model Decision Tree mencatatkan akurasi sebesar 83,91%, dengan performa yang cukup stabil di semua kelas. Berdasarkan hasil ini, Random Forest merupakan model yang paling unggul dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna dibandingkan dua algoritma lainnya.

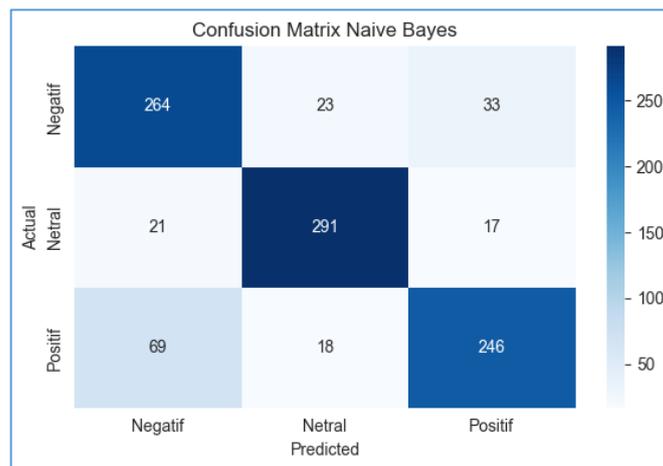
**Tabel 11 Metrik performa decision tree**

Akurasi Decision Tree		0,83		
	Precision	Recal	F1-Score	Support
Negatif	0,822	0,73	0,77	320
Netral	0,87	0,97	0,92	329
Positif	0,82	0,82	0,82	333
Accuracy	-	-	0,84	982
Macro Avg	0,84	0,84	0,84	982
Weighted Avg	0,84	0,84	0,84	982

Ketiga model ini diimplementasikan menggunakan pustaka Scikit-Learn dalam bahasa pemrograman Python dengan pendekatan supervised learning, memanfaatkan data berlabel hasil pelabelan sebelumnya. Berdasarkan hasil evaluasi, model Random Forest menunjukkan akurasi yang lebih tinggi dan lebih efektif dalam mengklasifikasikan sentimen pada data ulasan aplikasi MyBCA. Meskipun Naive Bayes dan Decision Tree memberikan performa yang memadai, Random Forest terbukti lebih unggul dalam konteks penelitian ini.

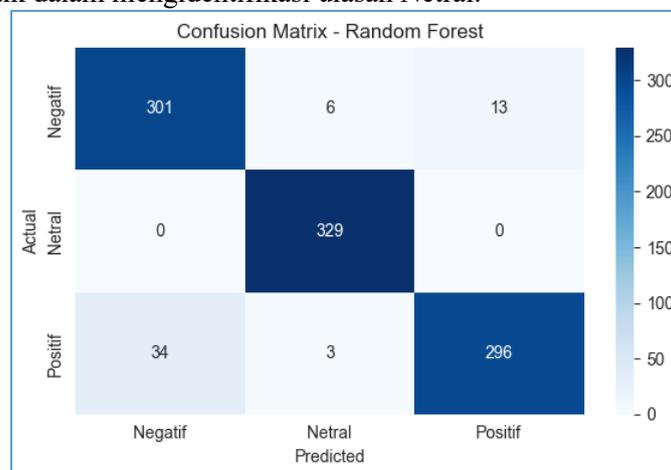
#### 4.5 Evaluasi model

Pada tahap terakhir yaitu evaluasi model, evaluasi model dilakukan pengukuran performa dari tiga model klasifikasi sentimen yang telah diterapkan, yaitu Naive Bayes, Random Forest, dan Decision Tree. Hasil evaluasi ini dihitung menggunakan Confusion Matrix, yang menggambarkan distribusi prediksi dan hasil yang benar dari masing-masing model untuk kategori sentimen: Negatif, Netral, dan Positif.



Gambar 7 Confusion matrix naive bayes

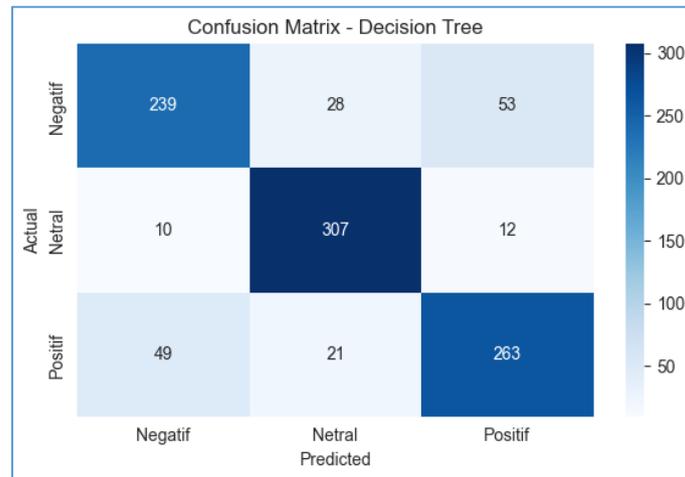
Gambar 7. Pada confusion matrix untuk model Naive Bayes, dapat dilihat bahwa model cenderung mengklasifikasikan ulasan Netral dengan lebih akurat, dengan 291 prediksi benar. Sementara itu, untuk ulasan Negatif, model melakukan 264 prediksi benar, namun juga salah mengklasifikasikan 69 ulasan sebagai Positif. Begitu pula, untuk ulasan Positif, model berhasil memprediksi 246 dengan benar, namun ada 33 ulasan yang salah dikategorikan sebagai Negatif. Ini menunjukkan bahwa model memiliki kesulitan dalam membedakan antara ulasan Negatif dan Positif, namun relatif lebih baik dalam mengidentifikasi ulasan Netral.



Gambar 8 Confusion matrix random forest

Gambar 8. Dalam Confusion Matrix untuk model Random Forest, dapat dilihat bahwa model tersebut berhasil mengklasifikasikan ulasan Netral yang sangat baik, dengan 329 prediksi yang benar.

Untuk ulasan Negatif, model tersebut memprediksi 301 dengan benar, tetapi ada 6 ulasan yang salah diklasifikasikan sebagai Netral dan 13 sebagai Positif. Sedangkan untuk ulasan Positif, model tersebut berhasil memprediksi 296 dengan benar, tetapi ada 34 ulasan yang salah dianggap Negatif dan 3 sebagai Netral. Secara keseluruhan, model tersebut berkinerja sangat baik, dengan sedikit kesalahan dalam klasifikasi ulasan Netral.



**Gambar 9** Confusion matrix decision tree

Gambar 9. Menampilkan model Confusion Matrix Decision Tree, meskipun memiliki akurasi 82.38%, terdapat beberapa misclassification pada sentimen Negatif dan Positif, dengan 49 ulasan Negatif yang salah terklasifikasikan sebagai Positif, dan 21 ulasan Positif yang salah terklasifikasikan sebagai Netral. Namun, sentimen Netral diprediksi dengan cukup baik, dengan 307 ulasan terklasifikasikan dengan benar sebagai Netral. Meskipun akurasi model ini sedikit lebih rendah dibandingkan dengan Random Forest, model ini masih cukup efektif dalam memprediksi sentimen, terutama untuk sentimen Netral.

## 5 Kesimpulan

Penelitian ini berhasil melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi MyBCA menggunakan tiga algoritma klasifikasi, yaitu Naive Bayes, Random Forest, dan Decision Tree. Setelah melalui proses preprocessing data dan pembobotan TF-IDF, ketiga model dilatih dan diuji untuk melihat kinerjanya dalam mengklasifikasikan sentimen positif, netral, dan negatif. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa Random Forest merupakan model dengan performa terbaik dengan akurasi 94,09%, disusul Decision Tree sebesar 83,91% dan Naive Bayes sebesar 81,57%. Selain itu, penelitian ini mengintegrasikan pendekatan ISO-9126 untuk menilai dimensi kualitas aplikasi berdasarkan ulasan pengguna, mencakup aspek Usability, Functionality, Reliability, Efficiency, dan Maintainability. Walaupun hasil yang diperoleh menunjukkan kinerja yang baik, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Data yang digunakan hanya bersumber dari Google Play Store, sehingga belum mewakili seluruh ekosistem pengguna MyBCA. Selain itu, pelabelan kategori ISO-9126 dilakukan secara semi-otomatis menggunakan kamus kata kunci, yang masih bergantung pada interpretasi manual dan belum divalidasi secara formal. Oleh karena itu, ruang untuk perbaikan dan pengembangan masih terbuka. Penelitian selanjutnya dapat memperluas cakupan data dengan melibatkan sumber lain seperti App Store atau media sosial, serta mengembangkan sistem pelabelan otomatis yang lebih canggih berbasis natural language processing. Selain itu, pendekatan lain seperti deep learning atau penggabungan model ensemble dapat dieksplorasi untuk menguji apakah kinerja klasifikasi dapat ditingkatkan lebih lanjut. Studi ini diharapkan dapat menjadi dasar bagi pengembangan evaluasi kualitas layanan digital berbasis sentimen yang lebih sistematis dan adaptif.

## Referensi

- [1] R. Mahmudah, “Pengaruh Persepsi Kegunaan, Kemudahan Penggunaan, Kepercayaan, Kualitas Layanan, dan *Word Of Mouth* terhadap Minat Penggunaan Mobile Banking 2020 (Studi Kasus Nasabah BRI KC Semarang),” 2021.
- [2] A. Fitria, A. Munawar, and P. P. Pratama, “Pengaruh Penggunaan Internet Banking, *Mobile Banking* dan *SMS Banking* terhadap Kepuasan Nasabah Bank BNI,” *Jurnal Informatika Kesatuan*, Vol. 1, No. 1, pp. 43–52, Aug. 2021, doi: 10.37641/jikes.v1i1.406.
- [3] C. V. Putra, J. A. Caesaria, J. Jonathan, L. Willson, M. Mellysa, M. Tan, N. Christanto, and Z. Sia., “Analisis *Digital Marketing* Antara Aplikasi *Mybca* dan *Wondr By BNI*,” *Jurnal Ilmiah Manajemen dan Akuntansi*, Vol. 1, No. 6, pp. 24–33, Nov. 2024, doi: 10.69714/1qrt1r98.
- [4] N. Habibah “Analisis Sentimen mengenai Penggunaan *E-Wallet* pada *Google Play* menggunakan *Lexicon based* dan *K-Nearest Neighbor* Tugas Akhir” 2023.
- [5] M. R. Fahlevvi, “Analisis Sentimen terhadap Ulasan Aplikasi Pejabat Pengelola Informasi dan Dokumentasi Kementerian dalam Negeri Republik Indonesia di *Google Playstore* menggunakan *Metode Support Vector Machine*,” *Jurnal Teknologi dan Komunikasi Pemerintahan*, Vol. 4, No. 1, pp. 1–13, 2022, [Online]. Available: <http://ejournal.ipdn.ac.id/JTKP>,
- [6] M. Al Khadafi, K. P. Kartika, and F. Febrinita, “Penerapan *Metode Naïve Bayes Classifier* dan *Lexicon based* untuk Analisis Sentimen *Cyberbullying* pada BPJS,” 2022.
- [7] W. Nugroho and D. D. Disetujui, “Evaluasi Kualitas *Digital Payment* OVO berdasarkan Faktor *Usability* Standar ISO/IEC 9126,” *Journal Computer Science*, Vol. 1, No. 1, 2022.
- [8] S. S. Hasibuan and J. M. I. Budidarma, “Sentimen Analisis terhadap Fitur *TikTok Shop* menggunakan *Naive Bayes* dan *K-Nearest Neighbor*,” *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 2024.
- [9] A. H. Nasrullah, “Implementasi Algoritma *Decision Tree* untuk Klasifikasi Produk Laris,” Vol. 7, No. 2, 2021, [Online]. Available: <http://ejournal.fikom-unasman.ac.id>
- [10] D. Irawan, E. B. Perkasa, Y. Yurindra, D. Wahyuningsih, and E. Helmud, “Perbandingan Klasifikasi SMS berbasis *Support Vector Machine*, *Naive Bayes Classifier*, *Random Forest* dan *Bagging Classifier*,” *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, Vol. 10, No. 3, pp. 432–437, Dec. 2021, doi: 10.32736/sisfokom.v10i3.1302.
- [11] N. A. Rizqullah, H. Muslimah Az-Zahra, and A. Syawli, “Analisis Kualitas dan Penerapan *Software Quality Assurance* pada Aplikasi *Mobile Banking* menggunakan Model ISO/IEC 9126 (Studi Kasus: BSI Mobile),” 2023. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [12] A. Miftahusalam, H. Pratiwi, and I. Slamet, “Perbandingan Metode *Random Forest* dan *Naive Bayes* pada Analisis Sentimen *Review* Aplikasi *BCA Mobile*,” in *Seminar Ilmiah Nasional Teknologi, Sains, dan Humaniora (SIPTEKSHUM)*, 2023.
- [13] I. Zulfahmi, “Analisis Sentimen Aplikasi PLN Mobile menggunakan Metode *Decision Tree*,” *Jurnal Penelitian Rumpun Ilmu Teknik*, Vol. 3, No. 1, pp. 11–21, Dec. 2023, doi: 10.55606/juprit.v3i1.3096.
- [14] F. Djiwadikusumah, G. H. I, and R. H. Al-Fadilah, “*Web Scraping Situs E-Commerce* menggunakan Teknik *Parsing Dom*,” Vol. 7, No. 2, p. 2021, 2021.
- [15] A. Agung, A. Daniswara, I. Kadek, and D. Nuryana, “*Data Preprocessing* Pola pada Penilaian Mahasiswa Program Profesi Guru,” *Journal of Informatics and Computer Science*, Vol. 05, 2023.
- [16] D. Alita and A. Rahman, “Pendeteksian Sarkasme pada Proses Analisis Sentimen menggunakan *Random Forest Classifier*,” 2020.
- [17] A. P. J. Dwitama, “Deteksi Ujaran Kebencian pada *Twitter* Bahasa Indonesia menggunakan *Machine Learning*: Reviu Literatur,” *Jurnal Sains, Nalar, dan Aplikasi Teknologi Informasi*, Vol. 1, No. 1, Aug. 2021, doi: 10.20885/snati.v1i1.5.
- [18] J. Supriyanto, D. Alita, and A. R. Isnain, “Penerapan *Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN)* untuk Analisis Sentimen Publik terhadap Pembelajaran *Daring*,” *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, Vol. 4, No. 1, pp. 74–80, Mar. 2023, doi: 10.33365/jatika.v4i1.2468.

- [19] D. E. . P. Sari, Y. A. Sari, and M. T. Furqon, "Pembentukan Daftar *Stopword* menggunakan *Zipf Law* dan Pembobotan *Augmented TF-Probability IDF* pada Klasifikasi Dokumen Ulasan Produk," 2020. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [20] I. N. O. Darmayasa, N. A. S. ER, I. G. A. G. A. Kadyanan, and A. A. I. N. E. Karyawati, "Pengaruh Teknik Penanganan Negasi dalam Analisis Sentimen," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, Vol. 12, No. 2, pp. 275–282, Apr. 2025, doi: 10.25126/jtiik.2025129079.
- [21] A. Rachman, H. T. Prayoga, and S. Sulistyowati, "Pemanfaatan Model ISO 9126 dalam Pengukuran Kualitas Perangkat Lunak Sistem Pengolahan E-Surat," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, Vol. 9, No. 6, p. 2218, Jan. 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i6.5251.
- [23] A. H. Nasrullah, "Implementasi Algoritma *Decision Tree* untuk Klasifikasi Produk Laris," Vol. 7, No. 2, 2021, [Online]. Available: <http://ejournal.fikom-unasman.ac.id>
- [24] D. Irawan, E. B. Perkasa, Y. Yurindra, D. Wahyuningsih, and E. Helmud, "Perbandingan Klasifikasi SMS berbasis *Support Vector Machine*, *Naive Bayes Classifier*, *Random Forest* dan *Bagging Classifier*," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, Vol. 10, No. 3, pp. 432–437, Dec. 2021, doi: 10.32736/sisfokom.v10i3.1302.
- [25] S. Thomas, Yuliana, and N. P., "Studi Analisis Metode Analisis Sentimen pada *YouTube*," *JIFOTECH (Journal Of Information Technology)*, Vol. 1, No. 1, 2021.