

ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI JCONNECT MOBILE DI GOOGLE PLAY STORY MENGGUNAKAN ALGORITMA MULTINOMIAL NAÏVE BAYES DAN SUPPORT VECTORE MACHINE

Kristianus Darmanto, Sugiono

Informatika, Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya
Jl. Semolowaru No.45, Kec. Sukolilo, Surabaya, Jawa Timur, Indonesia
kristianusdarmanto270101@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi performa algoritma klasifikasi dalam analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Jconnect Mobile di Google Play Store. Aplikasi *JConnect Mobile* merupakan salah satu aplikasi mobile banking yang dikembangkan oleh Bank Jatim dan telah banyak digunakan oleh masyarakat Indonesia. Meskipun aplikasi ini telah mencapai jumlah instalasi yang signifikan, ulasan pengguna di Google Play Store menunjukkan adanya berbagai keluhan dan ketidakpuasan terkait fitur, performa, dan layanan aplikasi tersebut. Meskipun jumlah ulasan pengguna cukup banyak, belum ada sistem yang efektif untuk secara otomatis mengklasifikasikan sentimen ulasan tersebut secara akurat dan efisien. Tujuannya menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi JConnect Mobile di Google Play Store untuk mengetahui persepsi dan tingkat kepuasan pengguna terhadap aplikasi tersebut.. Dua algoritma yang digunakan adalah Multinomial Naïve Bayes (MNB) dan Support Vector Machine (SVM), dengan pelabelan sentimen menggunakan tiga metode pendekatan: VADER Lexicon, Indonesian Sentiment Lexicon (InSet), dan score-based (berdasarkan rating). Proses pengolahan data meliputi preprocessing teks, pelabelan, ekstraksi fitur dengan TF-IDF, dan oversampling menggunakan SMOTE. Hasil penelitian evaluasi menunjukkan bahwa model SVM dengan pelabelan VADER memberikan performa terbaik dengan akurasi 96,21% dan F1-score 96,20%. Disusul oleh SVM dengan pelabelan InSet yang mencatatkan akurasi 92,77% dan F1-score 92,83%. Model MNB dengan pelabelan VADER juga menunjukkan performa cukup baik dengan akurasi 87,07% dan F1-score 86,99%. Namun, model MNB dengan pelabelan InSet dan Rating menghasilkan performa lebih rendah, dengan akurasi masing-masing 71,53% dan 70,44%, serta F1-score 79,41% dan 79,26%. Hasil ini menunjukkan bahwa SVM, khususnya dengan pelabelan VADER, merupakan model paling efektif dalam klasifikasi sentimen ulasan pengguna aplikasi ini.

Kata kunci : Analisis Sentimen, Jconnect Mobile, Multinomial Naïve Bayes, Support Vector Machine, VADER, InSet.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital di Indonesia terus mengalami kemajuan pesat, terutama didukung oleh meluasnya penggunaan smartphone dan akses internet yang semakin terjangkau [1]. Berdasarkan data, jumlah pengguna smartphone di Indonesia mencapai 167 juta orang, sekitar 89% dari total penduduk, sementara pengguna internet mencapai 202 juta orang atau 73,7% dari total populasi [2]. Kemajuan ini mendorong transformasi di berbagai sektor, termasuk bidang perbankan, di mana aplikasi mobile banking semakin banyak digunakan untuk memudahkan transaksi tanpa perlu kunjungan langsung ke bank [3].

Salah satu contoh aplikasi tersebut adalah JConnect Mobile, hasil pengembangan dari Bank Pembangunan Daerah Jawa Timur (Bank Jatim). Aplikasi ini menyediakan layanan perbankan berbasis mobile yang bertujuan mempermudah nasabah Bank Jatim dalam menjalankan berbagai transaksi perbankan secara cepat dan praktis [4]. Sejak diluncurkan, JConnect Mobile telah mencapai lebih dari 1 juta unduhan di Google Play Store, dengan rating 3,5 bintang dan sekitar 15.200 ulasan dari pengguna

Masyarakat memberikan respon yang beragam terhadap aplikasi JConnect Mobile [5]. Sebagian besar pengguna memberikan apresiasi terhadap kemudahan dalam menggunakan aplikasi, ragam layanan yang tersedia, serta kecepatan dalam memproses transaksi sebagai poin-poin positif [6]. Namun, di sisi lain, terdapat beberapa keluhan dari pengguna. Beberapa di antaranya meliputi keterlambatan dalam proses transaksi, terutama saat jaringan internet tidak stabil, kualitas layanan yang tidak konsisten, seperti kesulitan saat menghubungi layanan pelanggan, serta biaya tambahan yang dianggap terlalu tinggi untuk layanan tertentu, seperti transfer antarbank atau pembayaran tagihan [7]. Selain itu, beberapa pengguna juga menyoroti kurangnya fitur inovatif yang membedakan aplikasi ini dari kompetitor. Sementara itu, tanggapan netral menyebutkan bahwa JConnect Mobile dianggap sebagai salah satu pilihan yang cukup baik untuk layanan perbankan digital [8].

Memahami tanggapan pengguna terhadap aplikasi JConnect Mobile, seperti yang terlihat dari ulasan di Google Play Store, merupakan langkah penting untuk terus melakukan perbaikan dan peningkatan layanan [9]. Ulasan yang diberikan oleh pengguna di platform tersebut mengandung informasi berharga yang dapat dimanfaatkan oleh JConnect

Mobile untuk menemukan aspek-aspek yang perlu ditingkatkan serta memastikan kualitas layanan yang lebih baik di masa depan [10].

Analisis sentimen, atau sering disebut sebagai penambangan pendapat (opinion mining), merupakan cabang ilmu yang fokus pada cara mengungkapkan perasaan, opini, pandangan, dan emosi yang terkandung dalam suatu teks. Dalam konteks aplikasi perbankan seperti JConnect Mobile, analisis sentimen membantu mengungkap persepsi dan pengalaman pengguna secara lebih sistematis dan objektif [11].

Google Play Store merupakan platform yang memungkinkan pengguna untuk memberikan ulasan dan penilaian terhadap berbagai aplikasi, termasuk JConnect Mobile [12]. Ulasan ini memiliki peran penting sebagai referensi dan rekomendasi bagi calon pengguna baru. Dengan melakukan analisis sentimen terhadap ulasan di Google Play Store, kita dapat memperoleh pemahaman mendalam mengenai persepsi dan pengalaman pengguna terkait aplikasi JConnect Mobile [13].

Naïve Bayes digunakan sebagai teknologi preprocessing dalam klasifikasi fitur, yang berperan dalam meningkatkan skalabilitas, akurasi, dan efisiensi proses klasifikasi teks [14]. Berdasarkan penelitian sebelumnya, Multinomial Naïve Bayes menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam menangani data teks, termasuk dalam tugas analisis sentimen [15]. Algoritma ini mampu memprediksi polaritas sentimen (positif, netral, dan negatif) dari ulasan pengguna dengan tingkat akurasi yang tinggi. Selain Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM) juga merupakan metode yang efektif untuk analisis sentimen. SVM bekerja dengan cara menemukan hyperplane optimal yang memisahkan data ke dalam kelas-kelas tertentu, seperti sentimen positif, netral, dan negatif [16].

Dalam analisis sentimen ini, penelitian menggunakan algoritma Multinomial Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) [17]. Algoritma ini efektif dalam menangani data sparse, yang sering ditemui dalam teks, di mana tidak semua kata hadir di setiap dokumen. Oleh karena itu, Multinomial Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) menjadi pilihan yang tepat untuk analisis sentimen pada platform seperti Google Play Store, di mana ulasan pengguna cenderung sangat bervariasi [18].

Penelitian ini bertujuan untuk memberikan informasi yang lebih baik dan akurat mengenai ulasan pengguna, baik yang bersifat positif, netral, maupun negatif, terhadap aplikasi JConnect Mobile. Hasil dari analisis sentimen ini diharapkan dapat menjadi acuan dalam mempertahankan popularitas, meningkatkan kualitas layanan, dan memperbaiki kelemahan yang ada dalam seluruh aspek aplikasi JConnect Mobile. Dengan demikian, evaluasi yang dihasilkan akan memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai persepsi dan pengalaman pengguna terhadap aplikasi JConnect Mobile.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Berikut ini adalah beberapa penelitian sebelumnya yang relevan menggunakan metode *Multinomial Naive Bayes* dan *Support Vector Machine* sebagai referensi penulis

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian yang dilakukan oleh Arya berjudul “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Threads Pada Google Play Store Menggunakan *Multinomial Naive Bayes* Dan *Support Vector Machine* “. Hasil dari penelitian tersebut dengan jumlah data 4354 menunjukkan bahwa *Multinomial Naive Bayes* dan SVM, memiliki akurasi sama sebesar 81%. Presisi kelas 0 pada keduanya adalah 0,81, sedangkan untuk kelas 1, *Multinomial Naive Bayes* 0,81 dan SVM 0,83. Recall kelas 0 pada *Multinomial Naive Bayes* 0,81 dan SVM 0,84, sementara recall kelas 1 pada *Multinomial Naive Bayes* 0,81 dan SVM 0,77. F1-score kelas 0 sama (0,81), sedangkan kelas 1 pada *Multinomial Naive Bayes* 0,81 dan SVM 0,80. Performa keduanya hampir seimbang dengan perbedaan kecil di beberapa metrik.

Penelitian yang dilakukan oleh Safrudin berjudul “Perbandingan Kinerja *Naive Bayes* Dan *Support Vector Machine* Untuk Klasifikasi Sentimen Ulasan Game Genshin Impact. Hasil dari penelitian tersebut dengan jumlah data 2000 menunjukkan bahwa Algoritma SVM menunjukkan performa yang lebih baik daripada *Naive Bayes* dalam melakukan klasifikasi sentimen pada ulasan game Genshin Impact. SVM mampu mencapai akurasi maksimal sebesar 83% dengan pembagian data latih dan uji 70:30, sementara *Naive Bayes* hanya mencapai akurasi 75,5% pada rasio yang sama.

2.2. Dasar Teori

Dalam penelitian ini akan membahas berbagai teori dan konsep yang relevan, termasuk tinjauan pustaka, *mobile banking*, analisis sentimen, *text mining*, ulasan pengguna, aplikasi JConnect Mobile, Google Play Store, teknik *web scraping*, serta metode pelabelan menggunakan *Vader Lexicon*, *Indonesian Sentiment Lexicon*, dan *Rating*. Selain itu, penelitian ini juga mencakup tahapan *preprocessing*, *Collocation*, pembobotan kata *TF-IDF*, *oversampling* dengan *SMOTE*, penerapan algoritma *Multinomial Naive Bayes* dan *Support Vector Machine*, serta evaluasi model menggunakan *K-Fold Cross Validation* dan *confusion matrix*.

2.3. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan metode yang digunakan untuk mengidentifikasi sikap atau pandangan seseorang terhadap suatu topik atau kejadian dengan mengelompokkan teks berdasarkan polaritasnya. Proses ini bertujuan untuk menentukan apakah sebuah teks memiliki sentimen positif, sentimen negatif, atau netral

2.4. Mobile Banking

Aplikasi *Mobile banking* merupakan inovasi digital yang memungkinkan nasabah mengakses berbagai layanan perbankan langsung melalui aplikasi di perangkat seluler seperti ponsel pintar atau tablet. Dengan layanan ini, pelanggan dapat melakukan transaksi keuangan dan memantau informasi rekening secara *real-time* tanpa harus datang ke kantor bank. Kemajuan dalam *mobile banking* mengurangi kebutuhan nasabah untuk datang ke cabang bank secara fisik, sehingga meningkatkan efisiensi dalam hal waktu dan biaya. Nasabah dapat dengan mudah mengakses berbagai informasi terkait transaksi bank, seperti saldo, riwayat transaksi, belanja online (*ecommerce*), serta melakukan transfer antar bank dan berbagai transaksi lainnya sesuai kebutuhan.

2.5. Text Mining

Text mining merupakan proses penemuan dan ekstraksi pengetahuan yang signifikan dari teks yang tidak terstruktur atau bebas. Pengetahuan yang diperoleh berasal dari pola dan hubungan dalam data, yang digunakan untuk mengungkapkan fakta, tren, atau ide. Selain itu, *text mining* diperlukan untuk mengubah teks menjadi data yang dapat dianalisis.

2.6. Ulasan

Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), ulasan didefinisikan sebagai kupasan, tafsiran, atau komentar. Di sisi lain, situs Kemdikbud menjelaskan bahwa teks ulasan merupakan teks yang memuat penilaian atau review terhadap suatu karya, seperti film, drama, atau buku.

2.7. JConnect Mobile

JConnect Mobile adalah aplikasi perbankan yang dirancang untuk memudahkan nasabah Bank Jatim dalam melakukan berbagai transaksi keuangan melalui perangkat mobile. Aplikasi JConnect Mobile menawarkan berbagai fitur yang memungkinkan nasabah untuk mengakses layanan perbankan dengan lebih efisien dan praktis.

2.8. Google Play Store

Google Play Store adalah platform digital yang memungkinkan pengguna perangkat android untuk mengakses dan mengunduh berbagai aplikasi serta produk digital lainnya. Layanan ini merupakan salah satu platform aplikasi terbesar dan paling populer bagi pengguna android.

2.9. Web Scraping

Web scraping merupakan proses yang dilakukan untuk mengambil dokumen semi-terstruktur dari internet, yang biasanya berbentuk halaman web yang ditulis dalam bahasa markup seperti *HTML* atau *XHTML*.

2.10. Pelabelan Vader Lexion

Dalam analisis teks, langkah penting yang dilakukan adalah memberi label pada data untuk keperluan klasifikasi. Proses ini difasilitasi oleh salah satu metode untuk menganalisis sentimen dalam teks yang sering digunakan, yaitu *Vader (Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner)*, sebuah alat yang dirancang untuk menilai emosi dan nuansa dalam kalimat.

2.11. Pelabelan Vader Lexion

Metode *Inset Lexicon* mengadopsi pendekatan yang berbeda, di mana penentuan polaritas sentimen dilakukan berdasarkan nilai leksikal dari kata-kata yang terdapat dalam teks.

2.12. Pelabelan Rating Based

Pendekatan berbasis rating memanfaatkan penilaian yang diberikan oleh pengguna dalam ulasan aplikasi. Rating ini berfungsi sebagai indikator tingkat kepuasan pengguna, yang memungkinkan analisis yang lebih mendalam.

2.13. Preprocessing Data

Preprocessing data adalah tahap awal dalam pengolahan teks yang bertujuan untuk mengubah dokumen menjadi data terstruktur sesuai kebutuhan, sehingga data tersebut dapat diproses lebih lanjut dalam kegiatan text mining.

2.14. Collocation

Kolokasi merupakan salah satu pendekatan yang digunakan untuk menganalisis frekuensi kemunculan kata secara lebih mendalam. Teknik ini dilakukan dengan menggabungkan kata-kata yang memiliki keterkaitan atau sering muncul berdekatan. Gabungan dua atau tiga kata dalam kolokasi mampu memberikan makna yang lebih jelas dibandingkan jika hanya menggunakan satu kata saja.

2.15. Pembobotan TF-IDF

Pembobotan kata bertujuan untuk memberikan nilai atau bobot pada setiap kata agar dapat digunakan dalam proses klasifikasi teks. Salah satu metode pembobotan teks yang sering digunakan adalah *TF-IDF*, yang merupakan hasil perkalian antara *Term Frequency (TF)* dan *Inverse Document Frequency (IDF)*.

2.16. Smote

Smote, (Synthetic Minority Oversampling Technique), diperkenalkan oleh Chawla pada tahun 2002. Teknik ini merupakan metode sampling yang dirancang untuk meningkatkan akurasi pengklasifikasi dalam menghadapi masalah ketidakseimbangan kelas, khususnya untuk kelas minoritas.

2.17. Smote

Multinomial Naive Bayes adalah metode klasifikasi dalam pembelajaran terawasi yang menggunakan model probabilistik. Metode ini mempertimbangkan sejumlah istilah, yang berarti bahwa jumlah istilah yang ada dihitung dalam proses klasifikasi. Dalam pendekatan ini, hubungan antara istilah yang satu dengan yang lainnya dianggap independen, artinya tidak saling memengaruhi satu sama lain.

2.18. Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) adalah salah satu metode dalam klasifikasi yang bertujuan untuk menemukan *hyperplane* terbaik.

2.19. K-Fold Cross Validation

K-Fold Cross Validation merupakan metode evaluasi model yang digunakan untuk mengukur kemampuan generalisasi hasil analisis statistik terhadap data yang bersifat independen. Metode ini terutama diterapkan untuk memprediksi model dan menilai tingkat akurasi dari model prediktif ketika diterapkan dalam situasi nyata.

2.20. Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan sebuah tabel yang menggambarkan jumlah prediksi yang dilakukan oleh model, baik yang benar maupun yang salah.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Bahan dan Perangkat

Penelitian Beberapa bahan atau Beberapa bahan atau perangkat yang digunakan dalam penelitian ini antara lain ada perangkat lunak dan perangkat keras.

3.2. Obyek Penelitian

Ulasan pengguna terhadap aplikasi Jconnect Mobile yang ada di Google Play Store.

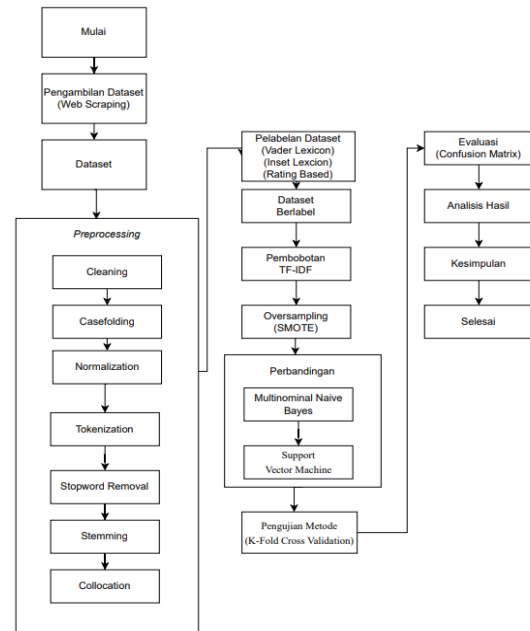
3.3. Tahapan Penelitian

Pada bagian ini, akan dijelaskan tahapan umum penelitian yang dirancang untuk menganalisis sentimen dari ulasan aplikasi JConnect Mobile yang terdapat di Google Play Store menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes* dan *Support Vector Machine (SVM)*. Penjelasan ini mencakup langkah awal dalam pengembangan sistem yang bertujuan untuk melakukan analisis sentimen tersebut, termasuk tahap-tahap penelitian dan perancangan sistem yang relevan, data dilihat pada gambar 1.

3.4. Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, data yang digunakan berasal dari ulasan aplikasi JConnect Mobile yang diambil dari Google Play Store. Dataset tersebut terdiri dari 8163 ulasan dalam Bahasa Indonesia. Pengambilan data dilakukan melalui teknik *Web Scraping* menggunakan Google Colab, dan hasilnya diekspor dalam format CSV. Proses pengumpulan data

berlangsung dari tahun 2016 hingga 2025, menghasilkan total ulasan 8163. Setelah itu, data akan melalui tahap seleksi sebelum digunakan. Proses selanjutnya adalah *preprocessing*, diikuti dengan analisis sentimen untuk mengklasifikasikan ulasan menjadi positif, negatif, dan netral.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

3.5. Preprocessing

Tahap *preprocessing* dalam penelitian ini dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum memasuki tahap pelabelan menggunakan *Vader Lexicon, Indonesian Sentiment Lexicon, Rating Based*, untuk proses lebih lanjut agar data menjadi lebih terstruktur. Proses *preprocessing* yang akan dilakukan mencakup beberapa langkah, yaitu: Dimulai dengan *cleaning*, yaitu menghapus elemen yang tidak relevan seperti simbol atau angka. Selanjutnya, dilakukan *case folding* untuk mengubah teks menjadi huruf kecil, diikuti dengan *normalization* untuk memperbaiki inkonsistensi penulisan. Teks kemudian dipisahkan menjadi kata-kata dengan *tokenization*, diikuti dengan *stopword removal* untuk menghapus kata-kata umum yang tidak penting, dan dilakukan *stemming* untuk mengubah kata-kata ke bentuk dasarnya dan terakhir dilakukan *collocation* untuk mengidentifikasi kata-kata yang cenderung muncul secara berdekatan dan memiliki keterkaitan makna.

3.6. Pelabelan Data

Pada tahap ini, data yang telah dikumpulkan akan dilabeli menggunakan metode *vader lexicon, Inset Lexicon, Rating Based*. Setelah itu, data akan dikategorikan ke dalam tiga jenis label, yaitu positif, negatif, dan netral. Kategori positif mencakup kata-kata yang memiliki makna mendukung, menyetujui, atau memberikan respons positif. Kategori negatif berisi kata-kata dengan makna ejekan, penolakan, atau kesan negatif. Kategori netral mencakup kata-kata

yang bersifat menyampaikan informasi atau opini tanpa menunjukkan sikap mendukung maupun menolak.

3.7. Pembobotan TF-IDF

Sebelum masuk ke tahap klasifikasi, setiap kata dalam dokumen akan diberi bobot menggunakan metode *TF-IDF*. Data yang telah diproses sebelumnya akan melalui tahap pembobotan kata ini, di mana metode yang digunakan adalah *TF-IDF*. Pada metode ini, *TF* (*Term Frequency*) memberikan bobot berdasarkan seberapa sering suatu kata muncul dalam dokumen tertentu, sedangkan *IDF* (*Inverse Document Frequency*) mengukur seberapa jarang kata tersebut muncul dalam seluruh dokumen. Semakin jarang kata tersebut muncul, semakin tinggi nilai *IDF*-nya.

3.8. Smote

Smote (*Synthetic Minority Oversampling Technique*) adalah metode yang digunakan untuk mengatasi ketidakseimbangan data, terutama ketika jumlah sampel dari kelas negatif jauh lebih banyak dibandingkan dengan kelas positif atau netral. Teknik ini bekerja dengan menghasilkan sampel sintetis untuk kelas minoritas melalui kombinasi fitur dari sampel yang sudah ada.

3.9. Klasifikasi Algoritma Support Vector Machine

Pada tahap ini, proses klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* akan dilakukan. Rumus untuk mencari *hyperplane* untuk kelas positif adalah data pada *support vector*

3.10. Klasifikasi Algoritma Multinomial Naive Bayes

Pada tahap ini, proses klasifikasi menggunakan metode *Multinomial Naive Bayes* akan dilakukan. Sebelum memulai klasifikasi, dataset dibagi menjadi dua bagian: data pelatihan (*training data*), yang digunakan untuk melatih model, dan data pengujian (*testing data*), yang digunakan untuk menguji kinerja model.

3.11. Skenario Pengujian

Pengujian dilakukan dengan membagi dataset menjadi *K* bagian (*fold*) dan menggunakan *K-1 fold* untuk melatih model, sementara *fold* yang tersisa digunakan untuk pengujian. Variasi nilai *K* yang diuji adalah 3, 5, 7, 9, 10, 11, dan 12, dan variasi *alpha* yang digunakan adalah 0.001, 0.01, 0.1, 1, dan 10 untuk menguji pengaruh regularisasi terhadap kinerja model.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini menjelaskan secara rinci proses implementasi dan analisis berdasarkan metodologi yang digunakan, yaitu algoritma *Multinomial Naive Bayes* dan *Support Vector Machine (SVM)*. Proses ini mencakup tahapan mulai dari , *Web Scraping*, Pelabelan menggunakan *Vader Lexicon*, *Indonesian*

Sentiment Lexicon, *Rating*, *Preprocessing*, Pembobotan Kata dengan *TF-IDF*, *SMOTE*, *Multinomial Naive Bayes*, *Support Vector Machine*, *K-Fold Cross Validation*, dan *Confusion Matrix*.

4.1. Implementasi Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan melalui metode *web scraping* yang bertujuan untuk memperoleh data ulasan pengguna terhadap aplikasi JConnect Mobile di platform Google Play Store. Teknik ini dipilih karena mampu melakukan ekstraksi data secara sistematis dan cepat dari situs web, sehingga mendukung efisiensi dalam proses pengumpulan informasi yang relevan dan aktual.

Pengambilan data dilakukan dengan menggunakan Google Colab dan skrip berbasis Python, yang dirancang khusus untuk mengekstrak informasi dari halaman aplikasi JConnect. Rentang waktu pengambilan data mencakup periode sepuluh tahun, yakni dari tahun 2016 hingga 2025, guna memastikan bahwa dataset yang diperoleh memiliki cakupan waktu yang luas serta representatif terhadap perubahan persepsi pengguna dari waktu ke waktu. Dari hasil proses *scraping*, berhasil dikumpulkan sebanyak 8.163 ulasan, yang seluruhnya ditulis dalam bahasa Indonesia. Data ini kemudian diekspor dalam format *Comma-Separated Values (CSV)* untuk mempermudah proses pengolahan data.

4.2. Implementasi Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* dalam penelitian ini dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum memasuki tahap pelabelan menggunakan *Vader Lexicon*, *Indonesian Sentiment Lexicon*, dan *Rating Based* untuk pemrosesan lebih lanjut agar data menjadi lebih terstruktur. Proses *preprocessing* yang akan dilakukan melibatkan beberapa tahap penting. Pertama, dilakukan pembersihan (*cleaning*) dengan menghapus bagian-bagian yang tidak relevan, seperti simbol atau angka.

a. Clening

Pada tahap *cleaning*, proses ini dilakukan dengan menghapus bagian-bagian yang tidak relevan dari data, seperti simbol atau angka yang tidak diperlukan. Langkah ini penting untuk memastikan bahwa data yang digunakan lebih bersih dan terfokus.

b. Casefolding

Pada Tahapan *case folding* adalah proses untuk mengubah huruf kapital dalam teks ulasan menjadi huruf kecil. Langkah ini bertujuan untuk memastikan bahwa dokumen teks ulasan memiliki format yang konsisten dan standar.

c. Normalization

Pada tahapan *normalization* mengubah kata-kata yang tidak baku menjadi kata-kata yang sesuai dengan ejaan yang benar. Dalam tahap ini, setiap kata yang ditulis dengan ejaan yang tidak sesuai dengan standar bahasa Indonesia akan diperbaiki.

- d. Tokenizing
Pada Tahapan tokenizing ini bertujuan untuk memecah teks dalam kalimat atau paragraf menjadi potongan-potongan yang lebih kecil.
- e. Stopword Removal
Pada tahapan *stopword removal*, proses ini bertujuan untuk menghapus kata-kata yang tidak relevan dengan topik dokumen. Jika terdapat kata-kata yang tidak memberikan kontribusi terhadap akurasi dalam klasifikasi sentimen dokumen, kata-kata tersebut akan dihilangkan
- f. Stemming
Pada tahap ini, dilakukan proses *stemming*, yang bertujuan untuk mengubah kata-kata dalam dokumen menjadi bentuk kata dasarnya dengan menerapkan aturan tertentu.
- g. Collocation
Pada tahap ini akan dilakukan kolokasi untuk menemukan pasangan kata (*bigram*) dan (*trigram*) yang sering muncul bersama dalam teks

4.3. Implementasi Pelabelan Data

Pada tahap ini, data yang telah dikumpulkan akan dilabeli menggunakan metode *vader lexicon*, *Inset Lexicon*, *Rating Based*. Setelah itu, data akan dikategorikan ke dalam tiga jenis label, yaitu positif, negatif, dan netral.

- a. Pelabelan Vader Lexicon
Setelah memasuki tahap pelabelan data, hasil preprocessing terlebih dahulu diterjemahkan ke dalam bahasa Inggris untuk disesuaikan dengan kamus *VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner)*, yang merupakan leksikon berbasis bahasa Inggris.. Nilai sentimen yang diberikan oleh kamus *VADER* dapat dibagi menjadi empat kategori, yaitu positif, negatif, netral, dan compound.
- b. Pelabelan Inset Lexicon
Setelah data ulasan melalui tahap *preprocessing*, proses pelabelan selanjutnya dilakukan dengan menggunakan *InSet (Indonesian Sentiment Lexicon)*. Metode *Inset Lexicon* mengadopsi pendekatan yang berbeda, di mana penentuan polaritas sentimen dilakukan berdasarkan nilai leksikal dari kata-kata yang terdapat dalam teks.
- c. Pelabelan Rating Based
Setelah data ulasan melalui tahap *preprocessing*, proses pelabelan selanjutnya dilakukan dengan pendekatan berbasis rating. Rating ini berfungsi sebagai indikator tingkat kepuasan pengguna, yang memungkinkan analisis yang lebih mendalam.

4.4. Implementasi TF-IDF

Setelah dataset berhasil diberi label sentimen menggunakan metode yang telah dijelaskan sebelumnya, langkah berikutnya adalah menerapkan pembobotan kata melalui metode *TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency)*. Tujuan dari tahapan ini adalah untuk mengubah data teks ulasan

menjadi bentuk numerik, agar bisa dimanfaatkan dalam proses klasifikasi oleh algoritma

- a. Menghitung Term Frequency (FT)
Term Frequency (TF) adalah suatu metrik yang menunjukkan frekuensi kemunculan sebuah kata dalam sebuah dokumen. Semakin sering kata tersebut muncul, semakin tinggi nilai TF yang diberikan. Berikut adalah hasil implementasi menghitung *term frequency (tf)*.
- b. Menghitung Dokument Frequency (DT)
Pada tahap ini, dilakukan perhitungan frekuensi dokumen (*Document Frequency*) untuk setiap kata atau istilah yang muncul di seluruh dokumen
- c. Menghitung Bobot Inverse Document Frequency (IDF)
Pada tahap ini digunakan untuk mengukur seberapa penting suatu kata dalam keseluruhan kumpulan dokumen. Semakin jarang sebuah kata muncul dalam seluruh dokumen, maka bobot IDF-nya akan semakin tinggi

4.5. Implementasi Smote

Pada tahap ini, dilakukan proses oversampling menggunakan metode *Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE)* untuk mengatasi ketidakseimbangan jumlah data antar kelas sentimen.

- a. Implementasi Smote Label Inset
Pada tahap ini, dilakukan *oversampling* dengan menggunakan metode *SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique)* pada dataset yang telah dilabeli dengan sentimen berdasarkan Indonesian Sentiment Lexicon (InSet).
- b. Implementasi Smote Label Vader Lexicon
Pada tahap ini juga dilakukan oversampling dengan menggunakan metode *SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique)* pada dataset yang telah dilabeli dengan sentimen berdasarkan *vader lexicon*.
- c. Implementasi Smote Label Vader Lexicon
Pada tahap ini juga dilakukan oversampling dengan menggunakan metode *SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique)* pada dataset yang telah dilabeli dengan sentimen berdasarkan *rating based*.

4.6. Perbandingan Model Multinomial Naïve Bayes dan SVM dengan K-Fold Cross Validation

Pada tahapan ini, akan dilakukan perbandingan antara dua model klasifikasi, yaitu *Multinomial Naïve Bayes (MNB)* dan *Support Vector Machine (SVM)*, menggunakan *K-Fold Cross Validation*.

- a. Implementasi K-Fold Cross Validation
Pada tahapan ini akan dilakukan uji satu kali, sementara K-1 bagian lainnya digunakan untuk pelatihan model. Variasi nilai K yang digunakan adalah 3, 5, 7, 9, dan 12. Selain itu, variasi nilai alpha yang diterapkan adalah 0.001, 0.01, 0.1, 1, dan 10 untuk menguji pengaruh regularisasi terhadap kinerja model.

Tabel 1. Perbandingan Evaluasi Kinerja Model MNB dan SVM dengan kfold Berdasarkan Pelabelan

Model	Metode Pelabelan	K-fold	Alpha	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
MNB	InSet	9	1.0	0.715304	0.719852	0.715304	0.704391
MNB	Vader	11	0.1	0.870661	0.876496	0.870661	0.869854
MNB	Rating	9	0.001	0.794109	0.80255	0.794109	0.792635
SVM	Inset	12	10.0	0.927745	0.930162	0.927745	0.928265
SVM	Vader	11	10.0	0.96211	0.962827	0.96211	0.962017
SVM	Rating	9	10.0	0.820324	0.823073	0.820324	0.817113

Berdasarkan pada tabel diatas, model SVM dengan pelabelan "Vader" menunjukkan hasil terbaik dengan *accuracy* 96,21% dan *F1-Score* 96,20%, diikuti oleh SVM (*InSet*) dengan *accuracy* 92,77% dan *F1-Score* 92,83%. Model MNB (*Vader*) juga menunjukkan performa yang baik dengan *accuracy* 87,07% dan *F1-Score* 86,99%. Sementara itu, model MNB (*InSet*) dan MNB (*Rating*) memiliki hasil yang lebih rendah, dengan *accuracy* dan *F1-Score* masing-masing 71,53% (70,44%) dan 79,41% (79,26%).

4.7. Evaluasi Model

Pada tahapan ini, dilakukan evaluasi terhadap model-model yang telah dibangun untuk analisis sentimen pada ulasan pengguna aplikasi JConnect Mobile di Google Play Store.

a. Confusion Matrix

Pada tahap ini, akan dilakukan evaluasi kinerja model klasifikasi dengan menggunakan confusion matrix. *Confusion matrix* memberikan gambaran komprehensif tentang hasil klasifikasi dengan menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil evaluasi yang diperoleh dari berbagai model yang diuji, dapat disimpulkan bahwa model *Support Vector Machine* (SVM) dengan pelabelan menggunakan VADER menunjukkan hasil terbaik, dengan *akurasi* 96,21% dan *F1-Score* 96,20%. Diikuti oleh model SVM dengan pelabelan *InSet*, yang mencatatkan *akurasi* 92,77% dan *F1-Score* 92,83%. Sementara itu, model *Multinomial Naive Bayes* (MNB) dengan pelabelan VADER juga menunjukkan performa yang baik dengan *akurasi* 87,07% dan *F1-Score* 86,99%. Namun, model MNB dengan pelabelan *InSet* dan *Rating* memiliki kinerja yang lebih rendah, dengan *akurasi* dan *F1-Score* masing-masing 71,53% (70,44%) dan 79,41% (79,26%).

Berdasarkan hasil evaluasi yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan aplikasi JConnect Mobile.

Meningkatkan fitur yang mendapatkan ulasan positif, fitur-fitur yang menerima ulasan positif perlu dipertahankan dan ditingkatkan. Pengembangan harus fokus pada peningkatan performa dan fungsionalitas untuk menjaga loyalitas pengguna.

Memperbaiki fitur yang mendapat ulasan negatif dan netral, fitur yang sering mendapatkan ulasan negatif atau netral perlu dianalisis lebih lanjut dan

diperbaiki agar lebih memenuhi harapan pengguna. Dan Melakukan pembaruan Aplikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Triana, A. Rustandi, D. Rahmat Efendi, S. Al-Akhyar Hidayat, and S. Al-Hidayah Bogor, "Pemberdayaan Media Sosial Masyarakat Terhadap Peningkatan Pendidikan, Dakwah Islam, Dan Kesehatan Lingkungan Pada Era Pandemi Covid-19," *Khidmatul Ummah J. Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 2, no. 01, pp. 92–108, 2021, doi: <https://doi.org/10.30868/khidmatul.v2i01.1478>.
- [2] R. R. Kurniati and A. Febrianti, "Peluang Dan Tantangan Transformasi Digital Pada Bank Sayriah Indonesia (Bsi)," *J. Bisnis Indones.*, vol. 16, no. 2, 2024, doi: <https://doi.org/10.33005/jbi.v16i2.4902>.
- [3] M. S. Pratiwi, I. K. Mala, B. Romadhon, and S. Sutantri, "Implementasi JConnect Mobile Dalam Meningkatkan Pelayanan Nasabah," *J. At-Tamwil Kaji. Ekon. Syariah*, vol. 6, no. 1, pp. 45–60, 2024, doi: [10.33367/at.v6i1.1490](https://doi.org/10.33367/at.v6i1.1490).
- [4] Muhammad Faris Al Hafidh, "Analisis Penggunaan QRIS di Jconnect Mobile Guna Memudahkan Transaksi Nasabah," *JIESP J. Islam. Econ. Stud. Pract.*, vol. 2, no. 2, pp. 124–131, 2023, doi: [10.54180/jiesp.2023.2.2.124-131](https://doi.org/10.54180/jiesp.2023.2.2.124-131).
- [5] E.-N. Izza, M. K. Milad, and Y. Amrozi, "Analisis Manajemen Layanan Operasional menggunakan Framework ITIL V3 pada Aplikasi JConnect Mobile," *J. Manaj. Inform. Sist. Inf. dan Teknol. Komput.*, vol. 4, no. 1, pp. 340–345, 2025, doi: <https://doi.org/10.70247/jumistik.v4i1.120>.
- [6] A. Setyo Sari, "Fungsi Humas Bank Jatim sebagai Fasilitator Sosialisasi dan Komunikasi Internal Mobile Banking JConnect," *JIESP J. Islam. Econ. Stud. Pract.*, vol. 2, no. 2, pp. 116–123, 2023, doi: [10.54180/jiesp.2023.2.2.116-123](https://doi.org/10.54180/jiesp.2023.2.2.116-123).
- [7] R. N. A. Pohan, M. K. Rokan, and W. Syarvina, "Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Penggunaan Mobile Banking Pada Layanan BSI Mobile Dengan Menggunakan Model Unified Theory Of Acceptance And Use Of Technology (UTAUT)," *J. Manaj. Akunt.*, vol. 4, no. 3, pp. 732–740, 2024, doi: [10.36987/jumsi.v4i3.4025](https://doi.org/10.36987/jumsi.v4i3.4025).
- [8] Tania Puspa Rahayu Sanjaya, Ahmad Fauzi, and Anis Fitri Nur Masruriyah, "Analisis sentimen

- ulasan pada e-commerce shopee menggunakan algoritma naive bayes dan support vector machine,” *INFOTECH J. Inform. Teknol.*, vol. 4, no. 1, pp. 16–26, 2023, doi: 10.37373/infotech.v4i1.422.
- [9] C. H. Putri *et al.*, “Pengukuran Penerimaan Pengguna Aplikasi Jconnect Mobile Menggunakan Model Extended,” *Zo. J. Sist. Inf.*, vol. 6, no. 3, pp. 572–583, 2024, doi: <https://doi.org/10.31849/zn.v6i3.21286>.
- [10] R. R. Aditama and I. G. L. P. E. Prisma, “Penggunaan Metode Heuristic evaluation sebagai Analisis Usability dan Redesign Antarmuka pada Aplikasi JConnect Mobile Bank Jatim,” *JEISBI (Journal Emerg. Inf. Syst. Bus. Intell.)*, vol. 04, no. 04, pp. 101–110, 2023, doi: <https://doi.org/10.26740/jeisbi.v4i4.56834>.
- [11] N. Khasanah, F. M. Amin, and A. Permadi, “The Effect of User Experience and Usability on User Satisfaction and Continuance Intention in the JConnect Mobile Application,” *TIERS Inf. Technol. J.*, vol. 4, no. 2, pp. 171–178, 2023, doi: 10.38043/tiers.v4i2.4566.
- [12] G. G. Warow and H. Pandia, “Analisis Sentimen Aplikasi Dana Menggunakan Naïve Bayes Classifier dan Support Vector Machine,” *Jutisi J. Ilm. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 13, no. 1, p. 609, 2024, doi: 10.35889/jutisi.v13i1.1893.
- [13] M. Safrudin, M. Martanto, and U. Hayati, “Perbandingan Kinerja Naïve Bayes Dan Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Sentimen Ulasan Game Genshin Impact,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 3, pp. 3182–3188, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i3.8415.
- [14] Z. Firmansyah and N. F. Puspitasari, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Vaksinasi Covid-19 Berdasarkan Opini Pada Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *J. Tek. Inform.*, vol. 14, no. 2, pp. 171–178, 2021, doi: <https://doi.org/10.15408/jti.v14i2.24024>.
- [15] O. P. Zusrotun, A. C. Murti, and R. Fiati, “Analisis Sentimen Terhadap Belajar Online pada Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 11, no. 3, pp. 310–319, 2022, doi: 10.23887/janapati.v11i3.49160.
- [16] H. A. Rahman, R. Santoso, and T. Widiari, “Analisis Sentimen Pada Perusahaan Penyedia Jasa Logistik J&T Menggunakan Algoritma Multinomial Naive Bayes dan Support Vector Machine,” *J. Gaussian*, vol. 12, no. 2, pp. 242–253, 2023, doi: <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0>.