

ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK PADA APLIKASI MOBILE MENGUNAKAN NAÏVE BAYES BERDASARKAN ULASAN PENGGUNA PLAYSTORE (STUDI KASUS : JCONNECT MOBILE)

Alland Rifqy Putra^{*1}, Dian Eka Ratnawati²

^{1,2}Universitas Brawijaya, Malang
Email: ¹allandrifqy77@gmail.com, ²dian_ilkom@ub.ac.id
^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 13 Januari 2025, diterima untuk diterbitkan: 12 April 2025)

Abstrak

JConnect Mobile merupakan salah satu aplikasi *mobile banking* di Indonesia yang dikembangkan oleh Bank Jatim. Hasil pengamatan pada ulasan *playstore* menunjukkan masih terdapat keluhan pengguna terkait aplikasi *JConnect Mobile*. Ulasan dari pengguna dapat dimanfaatkan sebagai sumber untuk melakukan peningkatan aplikasi. Salah satu cara untuk melakukan analisis pada ulasan pengguna yaitu dengan analisis sentimen. Penelitian ini melakukan analisis sentimen berbasis aspek untuk mengidentifikasi sentimen positif dan negatif pada ulasan pengguna. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah ulasan pengguna terhadap aplikasi *JConnect Mobile* di *playstore*. Aspek yang digunakan yaitu tampilan, fitur dan performa, layanan. Metode yang digunakan dalam penelitian ini yaitu pengumpulan data, pelabelan data, *preprocessing* teks, klasifikasi dan pengujian, analisis hasil. Klasifikasi dilakukan dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan pembobotan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Hasil dari analisis sentimen dilakukan *Root Cause Analysis* (RCA) untuk mengetahui akar permasalahan dari sentimen negatif. Hasil pengujian algoritma *Naïve Bayes* pada seluruh data didapatkan akurasi sebesar 93.1%, presisi 93.2%, *recall* 93.1%, dan *f1-score* 93.1%. Hasil RCA menemukan lima permasalahan utama yang dapat ditingkatkan dari aplikasi. Berdasarkan hasil RCA kemudian dilakukan penyusunan rekomendasi untuk dapat meningkatkan kualitas layanan dari aplikasi. Hasil penelitian ini menghasilkan rekomendasi yang telah diserahkan kepada pihak Bank Jatim sebagai bahan evaluasi dan perbaikan dalam aspek tampilan, fitur, performa, dan layanan aplikasi untuk meningkatkan kepuasan pengguna.

Kata kunci: *mobile banking, analisis sentimen, naïve bayes, root cause analysis, aspek, playstore*

ASPECT-BASED SENTIMENT ANALYSIS ON MOBILE APPLICATIONS USING NAÏVE BAYES BASED ON PLAYSTORE USER REVIEWS (CASE STUDY: JCONNECT MOBILE)

Abstract

JConnect Mobile is one of the mobile banking applications in Indonesia developed by Bank Jatim. Observations on playstore reviews show that there are still user complaints regarding the *JConnect Mobile* application. Reviews from users can be utilized as a source for making application improvements. One way to analyze user reviews is with sentiment analysis. This research conducts aspect-based sentiment analysis to identify positive and negative sentiments in user reviews. The data used in this study are user reviews of the *JConnect Mobile* application in PlayStore. The aspects used are appearance, features and performance, service. The methods used in this research are data collection, data labeling, text preprocessing, classification and testing, result analysis. Classification is done using the *Naïve Bayes* algorithm and *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) weighting. The results of sentiment analysis are carried out *Root Cause Analysis* (RCA) to find out the root causes of negative sentiment. The results of testing the *Naïve Bayes* algorithm on all data obtained an accuracy of 93.1%, precision of 93.2%, recall of 93.1%, and *f1-score* of 93.1%. The RCA results found five main problems that can be improved from the application. Based on the RCA results, recommendations are made to improve the service quality of the application. The results of this study resulted in recommendations that have been submitted to the Bank Jatim as evaluation and improvement materials in the aspects of appearance, features, performance, and application services to increase user satisfaction.

Keywords: *mobile banking, sentiment analysis, naïve bayes, root cause analysis, aspect, playstore*

1. PENDAHULUAN

Teknologi telah menjadi bagian dalam kehidupan sehari-hari dalam berbagai bidang. Bidang perbankan menjadi salah satu yang terdampak dari penggunaan teknologi. Teknologi membantu proses pelayanan dan transaksi menjadi lebih mudah dan efisien. Survei yang diadakan oleh *finder.com* menunjukkan bahwa pengguna bank digital di Indonesia akan terus mengalami peningkatan hingga 39% pada tahun 2026 (Jayani, 2021). Salah satu bank yang menggunakan teknologi dalam proses pelayanannya adalah Bank Jatim. *JConnect Mobile* adalah aplikasi *mobile banking* yang merupakan inovasi dari Bank Jatim untuk memudahkan pelayanan nasabah.

JConnect Mobile memiliki *rating* yang rendah jika dibandingkan dengan aplikasi *mobile banking* lainnya dengan *rating* 3,1 dari skala 5 (*JConnect Mobile*, n.d.). Hasil pengamatan pada ulasan pengguna di *playstore* menunjukkan masih banyak ulasan pengguna yang berisi komplain terkait permasalahan seperti *loading* yang lama dan kendala pada beberapa fungsionalitas pada aplikasi yang menunjukkan perlunya evaluasi untuk aplikasi *JConnect Mobile*. Ulasan yang diberikan oleh pengguna dapat digunakan sebagai sumber informasi untuk melakukan perbaikan layanan, produk, ataupun hubungan dengan pelanggan.

Analisis sentimen adalah salah satu cara untuk menganalisis data ulasan yang banyak. Analisis sentimen umumnya dilakukan pada tingkat dokumen dengan melihat seluruh dokumen secara utuh dan mengkategorikannya sebagai positif atau negatif. Analisis sentimen tingkat dokumen tidak menunjukkan apa yang pengguna suka dan tidak (Devika, et al., 2016). Analisis sentimen berbasis aspek merupakan salah satu jenis analisis sentimen. Analisis sentimen berbasis aspek merupakan salah satu tingkatan dalam analisis sentimen yang bertujuan untuk menemukan polaritas dari aspek yang telah ditentukan. Analisis sentimen berbasis aspek dapat memberikan informasi sentimen yang lebih komprehensif untuk suatu entitas pada sebuah teks (Fan, et al., 2020). Penelitian yang dilakukan oleh Alqaryouti et al. (2019) menghasilkan lima aspek yang dapat digunakan untuk aplikasi pintar pemerintah yaitu *User Interface*, *User Experience*, *Functionality* dan *Performance*, *Security*, *Support* dan *Updates*. Penelitian lainnya dari Astuti (2020) tentang analisis sentimen berbasis aspek menggunakan *Naïve Bayes* pada aplikasi Tokopedia didapatkan hasil akurasi tertinggi 92,5% dengan nilai AUC sebesar 0,95. Penelitian yang dilakukan oleh Zhafira et al. (2021) menunjukkan TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) dapat meningkatkan performa *Naïve Bayes* dalam klasifikasi teks. Untuk dapat menganalisis lebih dalam hasil dari analisis sentimen salah satu cara yang dapat digunakan yaitu melakukan *Root Cause*

Analysis (RCA). RCA dapat diterapkan pada hasil analisis sentimen untuk mengidentifikasi faktor-faktor utama yang menyebabkan sentimen negatif dalam setiap aspek. RCA dapat digunakan untuk memahami peristiwa yang terjadi secara komprehensif sehingga dapat menjadi pedoman yang tepat dalam penentuan strategi yang tepat (Rahmawati, et al., 2016).

Berdasarkan permasalahan yang telah dijelaskan maka dilakukan penelitian analisis sentimen berbasis aspek pada aplikasi *JConnect Mobile* melalui ulasan pengguna *playstore* dengan menggunakan *Naïve Bayes*. Hasil dari analisis sentimen kemudian dilakukan *Root Cause Analysis* untuk mengetahui permasalahan utama yang sering dialami pada setiap aspek. Aspek yang akan digunakan pada penelitian ini yaitu tampilan, performa dan fitur, layanan. Dengan penelitian ini diharapkan dapat memberi wawasan serta dapat menjadi referensi bagi PT Bank Pembangunan Daerah Jawa Timur Tbk ("Bank Jatim") untuk meningkatkan layanan dan kualitas pada aplikasi *JConnect Mobile*.

2. METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan dalam penelitian ini digambarkan pada Gambar 1.

2.1 Pengumpulan Data

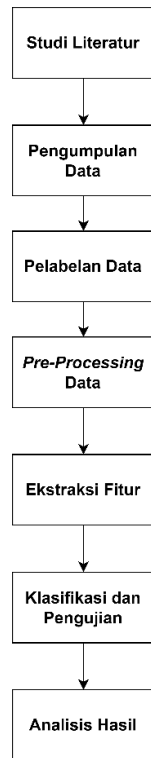
Pengumpulan data akan dilakukan dengan menggunakan *library google-play-scraper* pada ulasan aplikasi *JConnect Mobile* dengan rentang waktu 1 Januari 2022 – 28 Februari 2023. Data yang tidak relevan dan tidak sesuai akan dihapus dari dataset. Contoh ulasan tidak relevan ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Ulasan Tidak Relevan

Ulasan Tidak Relevan
belum mencoba sih
selalu lihat berita ter baru se dunia ekonomi keamanan
kesehatan sosial
coba posting belajar
sama visa unduh all bank jawa timur
yang lagi pembaruan sambil baca komentar mana suaranya di
yang c wax cc

2.2 Pelabelan Data

Pemberian label data dilakukan secara manual dengan bantuan 2 orang responden yang memiliki latar belakang pendidikan bahasa Indonesia untuk mengurangi subjektivitas saat pelabelan. Label pada data dibagi menjadi 2 kelas yaitu positif dan negatif. Aspek yang digunakan ada 3 yaitu tampilan, fitur dan performa, layanan. Data yang memiliki 2 aspek dalam satu ulasan akan dipisahkan berdasarkan aspek yang dimilikinya. Penjelasan dari setiap aspek yang digunakan dalam penelitian ini ditampilkan pada Tabel 2.



Gambar 1. Metode Penelitian

Tabel 2. Kategori Aspek

Aspek	Deskripsi
Tampilan	Aspek terkait kualitas aplikasi dari sisi desain dan antarmuka, dan kemudahan penggunaan.
Fitur dan Performa	Aspek terkait keandalan dan kinerja aplikasi, serta fitur-fitur yang tersedia.
Layanan	Aspek terkait pengalaman pengguna dan tingkat kepuasan mereka, serta perasaan mereka terhadap layanan yang diberikan

2.3 Pre-Processing Data

Data yang telah memiliki label akan diolah dengan beberapa tahap yaitu *cleansing*, *case folding*, *filtering*, *stemming*. Pada tahap ini akan dihasilkan data yang telah bersih dan siap digunakan. Proses *cleansing* dilakukan penghapusan angka, simbol, dan karakter lain selain huruf yang dianggap sebagai *noise* dalam teks (Insan, et al., 2023). *Case folding* melakukan transformasi pada semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil (Albab, et al., 2023). Tahap *filtering* dilakukan penyaringan kata yang termasuk dalam *stopword* atau kata yang tidak memiliki arti dan tidak menggambarkan isi dari dokumen dan tidak membantu proses klasifikasi. Tahap terakhir adalah *stemming* yaitu merubah seluruh kata pada teks menjadi bentuk dasar sehingga data memiliki dimensi

yang tidak besar dan mengelompokkan kata yang memiliki arti serupa.

2.4 Ekstraksi Fitur

Data yang telah dilakukan *pre-processing* kemudian diubah menjadi vektor untuk dapat dilakukan klasifikasi pada tahap berikutnya. Transformasi menjadi vektor akan menggunakan perhitungan TF-IDF pada setiap dokumen yang ada. Pada tahap ini akan dihasilkan data berupa vektor hasil perhitungan TF-IDF.

2.5 Klasifikasi Dan Pengujian

Pada tahap ini akan dilakukan implementasi algoritma *Naïve Bayes* untuk klasifikasi data yang telah dihasilkan pada tahap sebelumnya dan dilakukan pengujian menggunakan metode *K-Fold Cross Validation*. Klasifikasi akan menggunakan *Multinomial Naïve Bayes*. Performa algoritma dihitung dengan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*.

2.6 Analisis Hasil

Pada tahap ini dilakukan analisis hasil klasifikasi dan analisis terhadap sentimen negatif yang didapatkan dengan menggunakan *root cause analysis* pada masing masing aspek untuk menemukan akar permasalahan atau hal yang dapat ditingkatkan pada setiap aspek. Setelah analisis dilakukan kemudian dilakukan pembuatan rekomendasi berdasarkan hasil yang didapat yang kemudian dikomunikasikan dengan *stakeholder* terkait.

3. LANDASAN KEPUSTAKAAN

3.1 Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)

TF-IDF merupakan metode pembobotan yang didapatkan dari hasil perkalian TF dan IDF. *Term Frequency* (TF) adalah bobot dari suatu kata berdasarkan tingkat kemunculannya pada sebuah dokumen (Yutika, et al., 2021). *Inverse Document Frequency* (IDF) dibuat untuk mengurangi pengaruh dari kata yang terlalu sering muncul didalam kumpulan dokumen. Semakin sering kata muncul pada banyak dokumen maka semakin rendah IDF pada kata tersebut (Yutika, et al., 2021). Perhitungan dari TF-IDF dapat dilihat pada persamaan (1).

3.2 Algoritma Naïve Bayes

Algoritma Naïve Bayes merupakan salah satu algoritma yang dapat digunakan dalam klasifikasi. Algoritma ini didasarkan pada model probabilistik yang disederhanakan dengan berdasar teorema bayes (Fikri, et al., 2020).

$$TF(t, d).IDF(t) = f(t, d).(\log \frac{n}{n_k} + 1) \quad (1)$$

Keterangan:

$f(t, d)$ = Frekuensi kata t dalam dokumen d
 $IDF(t)$ = Nilai IDF dari kata t
 n = Jumlah dokumen
 n_k = Jumlah dokumen yang mengandung kata k

Algoritma ini mengasumsikan bahwa setiap variabel bersifat bebas atau independen yang berarti ada atau tidaknya ciri tertentu pada suatu kelas tidak berhubungan dengan kelas lainnya. *Multinomial Naïve Bayes* merupakan salah satu jenis algoritma *Naïve Bayes* yang cocok digunakan dalam klasifikasi data berbentuk teks (Pangestu & Kodar, 2022). Model multinomial menghitung probabilitas pada setiap kata dalam dokumen pada setiap kategori. Untuk menghitung probabilitas dari sebuah dokumen masuk pada kategori tertentu (Wati, et al., 2023). Perhitungan klasifikasi dari algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dapat dilihat pada persamaan (2).

$$P(C|D) = P(C) \times \dots \times P(x_n|C)^{n_n} \quad (2)$$

Keterangan:

$P(C)$ = Prior dari kategori C
 $P(x_n|C)$ = Probabilitas kata x_n dalam dokumen masuk dalam kategori C
 n_n = Jumlah kata x_n dalam dokumen / bobot TF-IDF
 $P(C|D)$ = Probabilitas dokumen D termasuk dalam kategori C

3.3 K-Fold Cross Validation

K-Fold Cross Validation adalah Metode yang digunakan untuk melakukan pengujian model dengan cara membagi data sebanyak k bagian dan melakukan iterasi sebanyak k bagian juga (Ratnawati, 2018). Pengujian akan menggunakan partisi yang berbeda pada tiap iterasinya dan akan dilihat hasil dari masing masing iterasinya. Sebagai contoh pada validasi pertama menggunakan data pada posisi pertama maka pada iterasi berikutnya akan menggunakan data validasi pada posisi kedua dan seterusnya.

3.4 Root Cause Analysis (RCA)

RCA merupakan metode yang digunakan untuk mendiagnosis penyebab kritis dari suatu kesalahan atau fenomena yang tidak dikehendaki (Park & Kim, 2021). RCA merupakan alat yang digunakan untuk mengetahui tidak hanya apa dan bagaimana suatu masalah terjadi tetapi kenapa permasalahan terjadi (Rooney & Vanden Hauvel, 2004).

4. HASIL DAN ANALISIS

4.1 Hasil Pelabelan

Total data yang didapatkan berjumlah 1787 data dengan rincian ditampilkan pada Tabel 3. Hasil

pelabelan yang dilakukan menunjukkan secara keseluruhan aplikasi *JConnect Mobile* mendapatkan banyak sentimen positif dari pengguna dengan 899 ulasan positif atau setara dengan 50.03% dari keseluruhan data. Aspek layanan memiliki jumlah ulasan terbanyak dengan 919 ulasan dan aspek tampilan dengan ulasan paling sedikit dengan 61 ulasan. Aspek fitur dan performa menjadi satu satunya aspek yang memiliki ulasan dengan sentimen negatif lebih banyak daripada sentimen positif. Hasil pelabelan ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Distribusi Sentimen

Aspek	Positif	Negatif	Total	Rasio
Tampilan	39	22	61	1.77 : 1
Fitur dan Performa	203	604	807	1 : 2.97
Layanan	657	262	919	2.50 : 1
Total	899	888	1787	1.01:1

4.2 Hasil Pengujian Klasifikasi Sentimen

Pengujian dilakukan dengan *k-fold cross validation* dengan k bernilai 10 untuk menguji performa model dengan metrik pengujian yaitu akurasi, presisi, recall, dan *f1-score*.

Tabel 4. Hasil K-Fold Cross Validation

Aspek	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
Tampilan	86.7	86.9	85.8	85.1
Fitur dan Performa	91.3	88.2	89.6	88.8
Layanan	96.5	95.8	95.7	95.7
Semua Data	93.1	93.2	93.1	93.1

Hasil pengujian menunjukkan model pada aspek layanan memiliki performa paling bagus diantara aspek lainnya. Aspek layanan mendapatkan performa paling bagus karena memiliki dataset dengan rasio perbandingan kelas dengan data banyak (terbanyak ke-1) dan seimbang (seimbang ke-2). Hasil pengujian pada aspek layanan yang menunjukkan performa yang bagus dan stabil antara akurasi, presisi, recall, dan *f1-score*, menunjukkan bahwa model pada aspek layanan dapat memprediksi kelas sentimen dengan sangat baik. Performa yang baik pada aspek layanan juga dihasilkan karena data yang ada pada aspek layanan lebih sederhana jika dibandingkan dengan aspek lainnya. Hal tersebut ditunjukkan dengan rerata jumlah fitur pada aspek layanan yang lebih sedikit jika dibandingkan dengan jumlah fitur pada aspek fitur dan performa yang memiliki jumlah data lebih sedikit. Hasil dari pengujian tersebut didukung oleh jurnal yang ditulis oleh (Sun, et al., 2009) yang mengatakan semakin kecil rasio ketidakseimbangan distribusi data maka performa cenderung semakin baik. Jurnal tersebut juga mengatakan bahwa ketika dataset dalam bentuk tidak seimbang maka jumlah

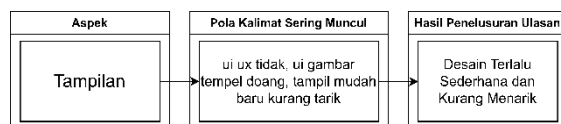
data memiliki peran penting dalam menentukan performa model.

Aspek fitur dan performa secara keseluruhan memiliki performa paling baik kedua jika dilihat dari nilai *f1-score*. Presisi yang rendah pada aspek fitur dan performa disebabkan oleh sering munculnya false positive pada pengujian yang dilakukan yang menunjukkan model masih kurang dalam memprediksi kelas positif dengan akurat. Presisi yang rendah dapat disebabkan oleh data yang tidak seimbang antar kelas dan fitur yang tumpang tindih antar kelas sehingga fitur cenderung tidak representatif untuk setiap kelas. Aspek tampilan memiliki performa paling rendah jika dilihat secara keseluruhan dikarenakan meskipun datanya paling seimbang diantara aspek lainnya tetapi data yang dimiliki paling sedikit.

4.3 Hasil Root Cause Analysis

Root Cause Analysis (RCA) dilakukan dengan mencari pola kalimat yang sering muncul pada. Pola kalimat dicari dengan menggunakan *wordcloud* untuk mencari ulasan yang paling sering dibicarakan pada ulasan negatif untuk mencari permasalahan yang ada. Hasil dari *wordcloud* ulasan negatif kemudian digunakan untuk membuat *root cause tree* dengan cara menelusuri ulasan yang ada dengan kata kunci yang muncul pada *wordcloud* yang telah dibuat. Hasil dari *root cause tree* yang dibuat menghasilkan *root cause* dari masing masing aspek. Hasil dari *root cause tree* dapat dilihat pada Gambar 2, Gambar 3, dan Gambar 4.

4.3.1 Aspek Tampilan

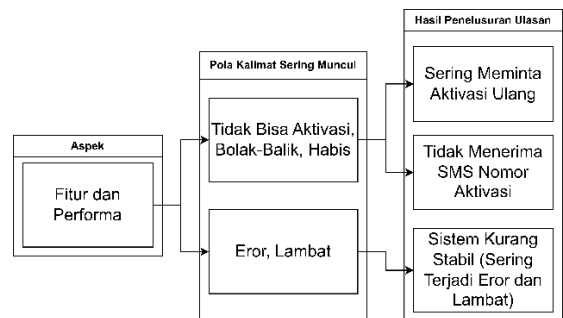


Gambar 2. Root Cause Tree Tampilan

Hasil wawancara dengan *stakeholder* terkait permasalahan yang ditemukan dalam aspek tampilan menunjukkan bahwa desain masih menggunakan pemrograman sederhana sehingga untuk merubah desain secara penuh masih terbatas, selain itu fokus utama saat ini adalah fitur aplikasi masih bisa memenuhi kebutuhan nasabah dan bekerja dengan baik. Permasalahan yang telah ditemukan kemudian disesuaikan dengan 10 prinsip dari Jakob Nielsen untuk desain interaksi sebagai pedoman. Prinsip yang dikemukakan oleh Jakob Nielsen disebut “heuristik” karena merupakan pedoman umum dan bukan pedoman spesifik (Nielsen, 2020). Sebaran permasalahan berdasarkan prinsip Nielsen ditampilkan pada Tabel 6.

Prinsip	Permasalahan
<i>Aesthetic and minimalist design</i>	<i>Delay scroll</i> yang dapat diakibatkan oleh animasi yang terlalu berat, konten visual yang terlalu banyak Keterangan di mutasi kurang jelas
<i>Recognition rather than recall</i>	kesulitan menemukan menu cek saldo dan mutasi rekening

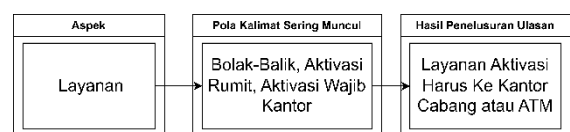
4.3.2 Aspek Fitur dan Performa



Gambar 3. Root Cause Tree Fitur Dan Performa

Permasalahan yang ditemukan pada aspek fitur dan performa dapat terjadi karena permasalahan jaringan, permasalahan *provider*, *bug* sistem, dan *traffic* aplikasi yang sedang ramai sehingga menyebabkan aplikasi menjadi lambat. Permasalahan seringnya sistem meminta aktivasi ulang juga dapat terjadi karena ketidaktahuan pengguna tentang hal-hal yang dapat menyebabkan aktivasi ulang dan kendala dari koneksi internet pengguna.

4.3.3 Aspek Layanan



Gambar 4. Root Cause Tree Layanan

Proses aktivasi yang mengharuskan nasabah untuk datang ke kantor cabang dilakukan karena pertimbangan faktor keamanan dimana harus nasabahnya langsung yang bisa melakukan aktivasi. Hasil komunikasi dan *root cause* yang telah didapatkan tersebut kemudian digunakan untuk membuat rekomendasi evaluasi yang dapat diterapkan. Hasil rekomendasi yang telah disusun ditampilkan pada Tabel 7.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil pengujian algoritma *Naïve Bayes* dengan *k-fold cross validation* menunjukkan bahwa model yang dibangun memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen pada teks.

Tabel 7. Rekomendasi Evaluasi

Aspek	Root Cause	Rekomendasi
Tampilan	Desain terlalu sederhana dan kurang menarik	Memperbarui desain dan tampilan dengan menambahkan elemen interaktif seperti animasi yang halus dan tidak berat
		Optimasi pada kode skrip dan optimasi pada gambar atau media lainnya sehingga delay scroll dapat dihindari
		Pertimbangan untuk menambahkan elemen desain yang menarik, seperti ikon yang indah, animasi halus, atau penggunaan warna yang menarik dengan tetap menjaga kesederhanaan sehingga tetap mudah dipahami oleh pengguna
	Sering meminta aktivasi ulang	Melakukan optimasi fitur aktivasi Memberikan panduan kepada pengguna hal-hal yang dapat menyebabkan aktivasi ulang
Fitur dan Performa	Tidak menerima nomor aktivasi	Melakukan optimasi fitur aktivasi Menambahkan sistem pengiriman nomor aktivasi dengan menggunakan <i>e-mail</i> atau aplikasi pesan yang banyak digunakan orang seperti whatsapp
		Sistem kurang stabil terjadi eror dan lambat)
	Sistem kurang stabil (sering terjadi eror dan lambat)	Sistem kurang stabil biasa terjadi ketika <i>traffic</i> sedang ramai pada aplikasi. Untuk mengatasi masalah sudah dilakukan <i>maintenance</i> rutin untuk infrastruktur yang menunjang aplikasi seperti server, <i>database</i> , dan <i>hardware</i> lain sehingga dapat memenuhi beban kerja aplikasi
Layanan	Layanan aktivasi harus ke kantor cabang atau ATM	Menambahkan opsi aktivasi secara <i>online</i> .

Hasil pengujian pada seluruh data ulasan menghasilkan rata-rata akurasi 93.1%, presisi 93.2%, *recall* 93.1%, dan *f1-score* 93.1%.

Hasil pengujian pada masing-masing aspek menunjukkan aspek layanan menghasilkan performa paling baik dengan rata-rata akurasi 96.5%, presisi 95.8%, *recall* 95.7%, dan *f1-score* 95.7%. Aspek fitur dan performa menghasilkan rata-rata akurasi 91.3%, presisi 88.2%, *recall* 89.6%, *f1-score* 88.8%. Aspek tampilan menghasilkan rata-rata akurasi 86.7%, presisi 86.9%, *recall* 85.8% dan *f1-score* 85.1%. Aspek tampilan menghasilkan performa paling rendah dikarenakan memiliki jumlah data paling sedikit. Aspek Layanan mendapatkan hasil paling baik karena memiliki jumlah data yang banyak dan data yang sederhana sehingga mudah diklasifikasikan

Aspek tampilan, layanan mendapatkan sentimen positif lebih banyak daripada sentimen negatif dimana pengguna puas dengan aspek tampilan yang mudah digunakan dan aspek layanan yang memudahkan dalam bertransaksi. Aspek fitur dan performa mendapatkan ulasan paling banyak dengan jumlah sentimen negatif lebih banyak daripada sentimen positif.

Hasil *root cause analysis* pada sentimen negatif mendapatkan 5 permasalahan dari 3 aspek (tampilan, fitur dan performa, dan layanan) yang kemudian dikomunikasikan kepada *stakeholder* dan dibuat rekomendasi yang dapat diterapkan oleh *JConnect Mobile*. Rekomendasi yang didapatkan sebanyak 9 rekomendasi diantaranya adalah menambahkan opsi aktivasi secara *online*. Rekomendasi yang didapatkan kemudian diserahkan kepada pihak Bank Jatim sebagai bahan evaluasi.

Penelitian ini hanya menggunakan data bersumber pada kolom ulasan *playstore* sehingga pada penelitian berikutnya dapat menambahkan data terbaru dan menambahkan sumber ulasan pengguna lain seperti melalui media sosial

Pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan proses pelabelan otomatis dengan mesin untuk melihat perbedaan hasil yang didapat

DAFTAR PUSTAKA

- ALBAB, M. U., P, Y. K. & FAWAIQ, N. M., 2023. Optimization of the Stemming Technique on Text preprocessing President 3 Periods Topic. *JURNAL TRANSFORMATIKA*, 20(2), pp. 1-12.
- ALQARYOUTI, O., SIYAM, N. & SHAALAN, K., 2019. A Sentiment Analysis Lexical Resource and Dataset for Government Smart Apps Domain. s.l., Springer, p. 230–240.
- ASTUTI, S. P., 2020. Analisis Sentimen Berbasis Aspek Pada Aplikasi Tokopedia Menggunakan LDA dan Naïve Bayes, Jakarta: UIN Syarif Hidayatullah Jakarta.
- DEVIKA, M. D., SUNITHA, C. & GANESH, A., 2016. Sentiment Analysis: A Comparative

- Study on Different Approaches. *Procedia Computer Science*, Volume 87, pp. 44-49.
- FAN, S., YAO, J., YANGYANG, S. & ZHAN, Y., 2020. A Summary of Aspect-based Sentiment Analysis. *Journal of Physics: Conference Series*, 1624(2), p. 022051.
- FIKRI, M. I., SABRILA, T. S. & AZHAR, Y., 2020. Perbandingan Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine pada Analisis Sentimen Twitter. *Smatika Jurnal*, 10(2), pp. 71-76.
- INSAN, M. K., HAYATI, U. & NURDIWAN, O., 2023. Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Ulasan Pengguna Di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(1), pp. 478-483.
- JAYANI, D. H., 2021. *Proyeksi Orang Dewasa yang Memiliki Rekening Bank Digital (2021-2026)*. [Online] Available at: <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2021/10/07/pengguna-bank-digital-di-indonesia-diproeksi-capai-748-juta-pada-2026> [Diakses 18 Februari 2023].
- JCONNECT MOBILE, t.thn. *JConnect Mobile*. [Online] Available at: <https://play.google.com/store/search?q=jconnect+mobile&c=apps> [Diakses 3 Maret 2023].
- NIELSEN, J., 2020. *10 Usability Heuristics for User Interface Design*. [Online] Available at: <https://www.nngroup.com/articles/ten-usability-heuristics/> [Diakses 23 July 2023].
- PANGESTU, D. J. & KODAR, A., 2022. Implementasi Multinomial Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Terhadap Pelayanan Perusahaan Otobus Menggunakan Data Facebook (Studi Kasus: Grup Facebook Murni Jaya Lovers). *Jurnal pengembangan IT (JPIT)*, 7(3), pp. 156-160.
- PARK, S. M. & KIM, Y. G., 2021. Root Cause Analysis Based on Relations Among Sentiment Words. *Cognitive Computation*, 13(4), pp. 903-918.
- RAHMAWATI, D. ET AL., 2016. Penerapan Metode Rootcause Analysis (RCA) dalam Pengembangan Kawasan Wisata Cagar Budaya Kampung Kemas, Gresik. *Jurnal Penataan Ruang*, 11(1), pp. 1-9.
- RATNAWATI, F., 2018. Implementasi Algoritma Naive Bayes Terhadap Analisis Sentimen Opini Film Pada Twitter. *Jurnal Inovtek Polbeng*, 3(1), pp. 50-59.
- ROONEY, J. J. & VANDEN HAUVEL, L. N., 2004. Root cause analysis for beginners. *Quality Progress*, 37(7), pp. 45-53.
- SUN, Y., WONG, A. K. & KAMEL, M. S., 2009. Classification of imbalanced data: A review. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 23(4), pp. 687-719.
- WATI, R., ERNAWATI, S. & RACHMI, H., 2023. Pembobotan TF-IDF Menggunakan Naïve Bayes Pada Sentimen Masyarakat Mengenai Isu Kenaikan BIPIH. *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, 13(1), pp. 84-93.
- YUTIKA, C. H., ADIWIJAYA & FARABY, S. A., 2021. Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Review Female Daily Menggunakan TF-IDF dan Naïve Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(2), pp. 422-430.
- ZHAFFIRA, D. F., RAHAYUDI, B. & INDRIATI, 2021. Analisis Sentimen Kebijakan Kampus Merdeka Menggunakan NaiveBayes Dan Pembobotan TF-IDF Berdasarkan Komentar Pada Youtube. *Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi, dan Edukasi Sistem Informasi (JUST-SI)*, 2(1), pp. 55-63.

Halaman ini sengaja dikosongkan