

Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Terhadap Ulasan Aplikasi Mobile JKN Menggunakan SVM dan LDA

Nursanti Novi Arisa, Kevin Himawan*

Fakultas Sains dan Teknologi Informasi, Program Studi Sistem Informasi, Institut Teknologi Kalimantan, Balikpapan
Jl. Soekarno Hatta No.KM 15, Karang Joang, Kec. Balikpapan Utara, Kota Balikpapan, Kalimantan Timur, Indonesia

Email: ¹nursanti.novi@lecturer.itk.ac.id, ^{2,*}kevin.2108.kh@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: kevin.2108.kh@gmail.com

Submitted: 17/07/2025; Accepted: 31/10/2025; Published: 31/10/2025

Abstrak—Pengguna internet di Indonesia mencapai 221,56 juta jiwa (79,5% populasi) pada tahun 2024, naik 1,4% dari tahun sebelumnya (APJII). Pertumbuhan ini mendorong transformasi digital, termasuk di sektor kesehatan. Pemerintah merespons melalui aplikasi Mobile JKN sebagai bagian dari digitalisasi program JKN untuk memperluas akses layanan, terutama di wilayah terpencil. Aplikasi ini telah diunduh lebih dari 50 juta kali, namun masih menghadapi kendala teknis seperti kesulitan pendaftaran, verifikasi, dan pembaruan aplikasi yang mengganggu pengalaman pengguna. Penelitian ini menganalisis keluhan pengguna dengan metode analisis sentimen menggunakan Support Vector Machine (SVM) dan pemodelan topik dengan Latent Dirichlet Allocation (LDA). Sebanyak 285.661 ulasan dari Google Play Store (periode Juni 2016–Desember 2024) dikumpulkan dan diproses melalui tahapan pre-processing. Tersisa 181.657 data yang dianalisis, dibagi menjadi 80% data latih (145.615) dan 20% data uji (36.042). Model SVM menunjukkan akurasi 90%, precision 90%, recall 89%, dan f1-score 89%. Hasil klasifikasi menghasilkan 12.965 ulasan positif dan 23.077 ulasan negatif. Pemodelan topik terhadap ulasan negatif menghasilkan lima topik utama dengan nilai coherence 0,5064, yaitu: penggunaan aplikasi, login dan pendaftaran, verifikasi data, ubah data dan layanan online, serta pembaruan aplikasi. Analisis lebih lanjut pada versi terbaru (4.12.0) digunakan untuk menyusun rekomendasi perbaikan, khususnya terkait verifikasi nomor handphone, login, dan verifikasi wajah.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; Latent Dirichlet Allocation (LDA); Layanan Kesehatan Digital; Mobile JKN; Support Vector Machine (SVM)

Abstract—In 2024, the number of internet users in Indonesia reached 221.56 million, accounting for 79.5% of the population an increase of 1.4% from the previous year (APJII). This growth has driven digital transformation in various sectors, including healthcare. To support this, the government launched the Mobile JKN app as part of the digitalization of the National Health Insurance (JKN) program, aimed at expanding access to services, especially in remote areas. Despite over 50 million downloads, the app still faces technical issues such as difficulties with registration, verification, and frequent updates that disrupt user experience. This study analyzes user complaints using sentiment analysis with the Support Vector Machine (SVM) algorithm and topic modeling via Latent Dirichlet Allocation (LDA). A total of 285,661 reviews from the Google Play Store (June 2016–December 2024) were collected and pre-processed. Of these, 181,657 reviews were analyzed—80% used for training (145,615) and 20% for testing (36,042). The SVM model showed strong performance, achieving 90% accuracy, 90% precision, 89% recall, and an F1-score of 89%. It classified 12,965 reviews as positive and 23,077 as negative. Topic modeling of negative reviews revealed five key themes with a coherence score of 0.5064: app usage, login and registration, data verification, online services and data changes, and app updates. Further analysis of version 4.12.0 informed improvement recommendations, particularly regarding phone number verification, login, and facial recognition issues.

Keywords: Digital Healthcare Services; Latent Dirichlet Allocation (LDA); Mobile JKN; Sentiment Analysis; Support Vector Machine (SVM)

1. PENDAHULUAN

Peningkatan akses internet di Indonesia telah mendorong transformasi layanan digital, termasuk di sektor kesehatan. Berdasarkan laporan Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia (APJII) tahun 2024 [1], pengguna internet meningkat dari 78,19% menjadi 79,5% atau sekitar 221 juta jiwa. Angka ini menunjukkan pentingnya kehadiran layanan digital yang inklusif dan merata. Pemerintah melalui Peraturan Presiden No. 59 Tahun 2024 menegaskan bahwa jaminan kesehatan merupakan hak setiap warga negara [2], yang diwujudkan melalui program Jaminan Kesehatan Nasional (JKN). Hingga Oktober 2024, peserta JKN telah mencapai 277 juta jiwa atau sekitar 97,6% dari total populasi Indonesia. Capaian ini menjadi salah satu bukti keseriusan pemerintah dalam menyediakan perlindungan kesehatan. Pemerintahan Presiden Prabowo Subianto dan Wakil Presiden Gibran Rakabuming Raka menetapkan layanan kesehatan sebagai salah satu prioritas nasional. Sebagai bagian dari transformasi digital layanan kesehatan, BPJS Kesehatan mengembangkan aplikasi Mobile JKN. Aplikasi ini menyediakan fitur seperti pengecekan status kepesertaan, pendaftaran layanan kesehatan secara daring, dan pencarian fasilitas kesehatan. Hingga September 2024, Mobile JKN telah diunduh lebih dari 50 juta kali dengan rating 4,3 di Google Play Store. Meski banyak ulasan positif, tak sedikit pula ulasan negatif yang muncul secara berulang. Pengguna mengeluhkan kegagalan menerima kode OTP, kesulitan login, pembaruan aplikasi yang terlalu sering tanpa perubahan signifikan, serta keterbatasan informasi layanan.

Permasalahan tersebut bahkan masih terjadi pada versi terbaru per Desember 2024 (versi 4.11.2), menandakan bahwa permasalahan belum tertangani secara optimal. Pra-survei yang dilakukan terhadap pelajar, mahasiswa, PNS, karyawan swasta, tenaga medis, dan ibu rumah tangga menunjukkan bahwa masalah-masalah tersebut bersifat umum. Banyak pengguna melaporkan lambatnya kinerja aplikasi, kesulitan mendaftar

menggunakan nomor telepon, serta informasi layanan yang kurang. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun aplikasi telah digunakan secara luas, tantangan dalam implementasi masih menjadi hambatan dalam menciptakan pengalaman pengguna yang baik. Keberhasilan aplikasi Mobile JKN penting untuk mendukung target RPJMN 2020-2024 yang menargetkan 98% penduduk menjadi peserta aktif JKN. Jika permasalahan teknis terus terjadi, maka pemerataan akses layanan kesehatan nasional dapat terhambat. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan analitis untuk memahami secara lebih dalam bagaimana pengguna merespons aplikasi ini. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah analisis sentimen, yakni teknik untuk mengelompokkan opini menjadi kategori positif, negatif, atau netral. Menurut Bing Liu (2019), analisis sentimen digunakan untuk memahami evaluasi, opini, dan perasaan terhadap suatu entitas [3]. Dengan menganalisis sentimen, ulasan positif dapat dijadikan acuan untuk mempertahankan fitur yang disukai pengguna, sedangkan ulasan negatif dapat menjadi dasar untuk perbaikan layanan.

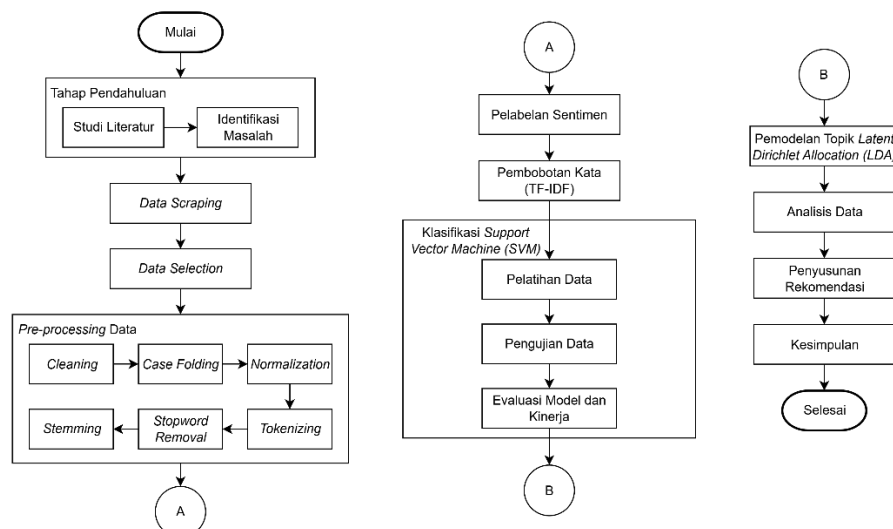
Namun, untuk menggali lebih jauh isu-isu yang sering muncul dalam ulasan pengguna, analisis sentimen perlu dilengkapi dengan metode pemodelan topik. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah Latent Dirichlet Allocation (LDA). LDA merupakan model probabilistik yang secara otomatis mengelompokkan kata-kata dalam dokumen ke dalam sejumlah topik berdasarkan distribusi probabilitas. Teknik ini sangat bermanfaat dalam mengidentifikasi pola tersembunyi dari kumpulan data teks yang besar dan tidak terstruktur, seperti ulasan pengguna aplikasi [4]. Di sisi lain, dalam analisis sentimen, beberapa algoritma pembelajaran mesin umum digunakan, seperti Support Vector Machine (SVM), Naïve Bayes, dan K-Nearest Neighbor (KNN). Dari berbagai penelitian terdahulu, algoritma SVM terbukti memiliki kinerja yang unggul dalam mengklasifikasikan data teks berdimensi tinggi dan berskala besar [5]. Sebagai contoh, dalam penelitian terhadap ulasan aplikasi MySAPK BKN, SVM berhasil mencapai akurasi sebesar 94,14%, lebih tinggi dibandingkan Naïve Bayes yang hanya mencapai 92,47%. Selain itu, kombinasi SVM dan LDA telah digunakan dalam studi ulasan Google Maps, yang mampu mencapai akurasi klasifikasi 86% serta mengidentifikasi lima topik utama dari kumpulan ulasan.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Mobile JKN menggunakan metode SVM, serta mengidentifikasi topik-topik dominan melalui pendekatan LDA. Penelitian ini juga bertujuan untuk mengevaluasi hasil klasifikasi dan pemodelan topik secara kuantitatif dan kualitatif, serta menyusun rekomendasi strategis berdasarkan temuan dari ulasan negatif. Ulasan positif dan netral juga diperhatikan sebagai bahan pertimbangan dalam mempertahankan fitur-fitur yang telah berjalan dengan baik. Dengan pendekatan berbasis data ini, penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan layanan digital BPJS Kesehatan. Tidak hanya memberikan gambaran umum mengenai persepsi dan keluhan pengguna, tetapi juga menyajikan masukan operasional yang dapat digunakan untuk meningkatkan kualitas dan kinerja aplikasi Mobile JKN. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi lembaga atau instansi lain dalam merancang aplikasi layanan publik yang responsif, inklusif, dan berbasis kebutuhan pengguna, demi mewujudkan sistem layanan kesehatan nasional yang adil dan berkelanjutan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Diagram alir penelitian merupakan representasi visual yang menggambarkan urutan pelaksanaan penelitian melalui berbagai tahapan yang telah dijelaskan sebelumnya. Berikut adalah gambar yang akan menjelaskan secara visual alur proses penelitian ini:



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

2.2 Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian mencakup tahap-tahap: pendahuluan, data scraping, data selection, pre-processing, pelabelan sentimen, pembobotan kata, klasifikasi menggunakan Support Vector Machine (SVM), pemodelan topik dengan Latent Dirichlet Allocation (LDA), serta penarikan kesimpulan dan saran. Alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.

2.2.1 Tahap Pendahuluan

- Studi Literatur, dilakukan dengan menelusuri sumber-sumber terpercaya seperti buku, artikel ilmiah, dan jurnal terkini yang relevan.
- Identifikasi Masalah, menggali permasalahan utama dalam aplikasi Mobile JKN melalui berita, studi terdahulu, dan jurnal ilmiah.

2.2.2 Data Scraping

Tahap pengumpulan data ulasan aplikasi Mobile JKN pada Google Play Store menggunakan teknik web scraping. Teknik ini memungkinkan pengambilan data ulasan pengguna secara efisien dan otomatis [18]. Data yang dikumpulkan meliputi ulasan pengguna aplikasi Mobile JKN dari bulan Juni 2016 hingga Desember 2024.

2.2.3 Data Selection

Data selection merupakan proses pemilihan sub set data dari sekumpulan data yang telah dikumpulkan untuk dianalisis lebih lanjut. Proses ini bertujuan untuk menyaring hanya atribut yang relevan dan mendukung tujuan analisis, sehingga dapat meningkatkan efisiensi serta fokus analisis data.

2.2.4 Pre-processing Data

Pre-processing data adalah proses awal untuk menyiapkan data teks agar siap diolah lebih lanjut [9].

- Cleaning, bertujuan untuk membersihkan data teks dari elemen-elemen yang tidak relevan. Selain itu, proses juga mencakup penghapusan data duplikat untuk memastikan setiap ulasan hanya dianalisis satu kali [7].
- Case Folding, merupakan tahap mengonversi semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil (lowercase). Proses ini untuk menyamakan format teks agar perbedaan jenis huruf tidak memengaruhi hasil analisis [7].
- Normalization, merupakan proses menyelaraskan teks dengan bentuk baku. Tujuan dari proses ini adalah untuk memastikan bahwa variasi penulisan yang sama memiliki bentuk yang seragam untuk analisis lebih lanjut [7].
- Tokenizing, merupakan proses memecah teks menjadi token berupa kata atau karakter [7].
- Stopword Removal, merupakan proses menghapus kata-kata yang sering muncul dalam teks namun memiliki kontribusi kecil terhadap makna utama [7].
- Stemming, merupakan proses mengidentifikasi dan menghapus akhiran atau awalan dari kata, sehingga hanya menyisakan bentuk dasar atau akar kata [7].

2.2.5 Pelabelan Sentimen

Tahapan pelabelan sentimen dilakukan dengan mengklasifikasikan teks ke dalam kategori sentimen seperti positif dan negatif. Setiap ulasan diklasifikasikan sebagai sentimen positif atau negatif berdasarkan skala penilaian yang telah didapatkan. Penilaian skor satu hingga tiga dikategorikan sentimen negatif dan skor empat hingga lima dikategorikan sentimen positif.

2.2.6 Pembobotan Kata (TF-IDF)

Metode TF-IDF digunakan untuk mengubah teks menjadi data numerik yang dapat dianalisis oleh algoritma machine learning. TF menghitung seberapa sering kata muncul dalam dokumen, sementara IDF mengukur seberapa jarang kata tersebut muncul di seluruh dokumen [5]. Metode ini membantu mengidentifikasi kata-kata unik yang memberikan informasi lebih rinci, sehingga meningkatkan kinerja model analisis. Hasil perkalian keduanya menghasilkan bobot TF-IDF yang menunjukkan seberapa penting dan unik suatu kata dalam dokumen [14].

2.2.7 Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)

Setelah tahap pembobotan kata menggunakan TF-IDF, langkah selanjutnya adalah klasifikasi menggunakan Support Vector Machine (SVM). Model SVM digunakan dalam mencari hyperplane yang memaksimalkan margin antara kelas yang berbeda. Proses ini membantu model untuk lebih menggeneralisasi dan mengurangi kemungkinan overfitting, sehingga bermanfaat ketika jumlah data besar.

- Pelatihan Data, dataset dibagi menjadi data latih dan data uji. Model SVM dilatih menggunakan data latih untuk menemukan hyperplane optimal yang memisahkan kelas-kelas sentimen secara maksimal [2].
- Pengujian Data, model yang telah dilatih kemudian diuji menggunakan data uji. Hal ini untuk mengevaluasi seberapa baik model dapat memprediksi label sentimen pada data yang belum dilihat sebelumnya [2].

- c. Evaluasi Model dan Kinerja, kinerja model dievaluasi menggunakan confusion matrix untuk membandingkan prediksi dengan label aktual. Evaluasi ini memberikan gambaran menyeluruh terhadap efektivitas model dalam klasifikasi sentimen [13].

2.2.8 Pemodelan Topik Latent Dirichlet Allocation (LDA)

Pemodelan topik dengan LDA dimulai dengan memfilter ulasan negatif, lalu membentuk kamus dan frekuensi kata. Setelah menentukan jumlah topik, model dilatih secara iteratif untuk mengelompokkan kata dalam topik [6]. Hasilnya berupa daftar kata dominan tiap topik yang diinterpretasikan maknanya. Kualitas topik dievaluasi menggunakan coherence score, semakin tinggi nilainya, semakin relevan topiknya.

2.2.9 Analisis Data

Pada tahap analisis, peneliti menyelaraskan hasil analisis sentimen dan pemodelan topik dari setiap versi aplikasi Mobile JKN. Analisis ini memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai isu spesifik di setiap versi dan menjadi dasar dalam menyusun rekomendasi perbaikan yang tepat.

2.2.10 Penyusunan Rekomendasi

Pada tahap penyusunan rekomendasi, peneliti merumuskan saran berdasarkan hasil analisis sentimen pada versi terbaru aplikasi. Rekomendasi disusun dengan mempertimbangkan efektivitas, efisiensi, dan dampaknya, mencakup perbaikan implementasi, maupun pengembangan fitur untuk meningkatkan kinerja sistem.

2.2.11 Kesimpulan dan Saran

Pada tahap kesimpulan, peneliti merangkum temuan yang diperoleh selama penelitian dan mengevaluasi sejauh mana hasil tersebut menjawab tujuan dan pertanyaan penelitian. Kesimpulan mencakup analisis terhadap capaian penelitian serta saran untuk perbaikan implementasi dan pengembangan lanjutan di masa depan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Data Scraping

Proses data scraping menggunakan pustaka google-play-scraper, yang berhasil mengumpulkan 285.661 ulasan aplikasi Mobile JKN dari Google Play Store pada periode Juni 2016 hingga Desember 2024. Berdasarkan data yang telah dikumpulkan, seperti ditunjukkan pada Gambar 2, terdapat 11 atribut pada setiap ulasan, yaitu reviewId, userName, userImage, content, score, thumbsUpCount, at, replyContent, repliedAt, dan appVersion.

reviewId	userName	userImage	content	score	thumbsUpCount	reviewCreatedVersion	at	replyContent	repliedAt	appVersion
d82f264- b91f-449d- a7a2- 57d0dd41	Pengguna Google	lh.googleusercontent.com/EGemol2N...	verifikasi wajah tolong dihilangkan, gak bisa ...	1	7	4.11.2	2024- 12-30 23:57:15	None	NaT	4.11.2
iddb8317- 9a1-4265- b2d2- fb48950ed	Pengguna Google	lh.googleusercontent.com/EGemol2N...	Tolong d perbaiki karna tidak semua hp android...	1	3	4.11.2	2024- 12-30 23:54:25	None	NaT	4.11.2
36d94c48- 1c92-49f6- 8ab2- 16f6e9dbf	Pengguna Google	lh.googleusercontent.com/EGemol2N...	Bagus	5	0	4.9.0	2024- 12-30 23:48:56	None	NaT	4.9.0
5710fb62- bac-494b- 843a- ideab1397	Pengguna Google	lh.googleusercontent.com/EGemol2N...	Kukira kenapa saat daftar dapat notif pulsa ti...	1	3	4.11.2	2024- 12-30 23:46:04	None	NaT	4.11.2
3a4439b3- bce-4550- a369- f9aed2c28	Pengguna Google	lh.googleusercontent.com/EGemol2N...	Aplikasi GK jelas mintak kode verifikasi kaga ...	2	0	4.11.2	2024- 12-30 23:45:22	None	NaT	4.11.2

Gambar 2. Hasil Data Scraping

3.2 Data Selection

Pada tahap ini dilakukan seleksi atribut untuk keperluan analisis lanjutan. Hanya empat atribut yang dipilih untuk analisis lanjutan karena dianggap relevan untuk analisis sentimen. Adapun atribut yang dipilih untuk penelitian yaitu; at digunakan untuk melakukan analisis data berdasarkan waktu; score digunakan sebagai acuan dalam pelabelan sentimen awal yaitu positif atau negatif; reviewCreatedVersion digunakan dalam analisis ulasan berdasarkan versi aplikasi; dan content digunakan sebagai data utama dalam pemrosesan dan analisis sentimen.

3.3 Pre-processing Data

Langkah pertama dalam proses ini adalah cleaning yaitu menghapus data duplikat berdasarkan kolom content, sehingga setiap ulasan yang dianalisis bersifat unik dan dilakukan pembersihan teks ulasan. Selanjutnya dilakukan case folding, dengan menerapkan fungsi lower() pada setiap teks. Setelah itu dilakukan normalization, dengan mencocokkan setiap kata dalam ulasan dengan kamus kata tidak baku yang disusun dalam file Excel bernama kamuskatabaku.xlsx. Jika ditemukan kata tidak baku, maka kata tersebut secara otomatis digantikan dengan bentuk bakunya. Kemudian dilakukan tokenizing, dengan cara membagi teks berdasarkan spasi. Setelah itu dilakukan

stopword removal, digunakan daftar stopwords Bahasa Indonesia yang disediakan oleh pustaka NLTK (Natural Language Toolkit). Terakhir dilakukan stemming, menggunakan library Sastrawi yang secara khusus dikembangkan untuk Bahasa Indonesia. Hasil pre-processing data dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pre-processing Data

Content	Cleaning	Case Folding	Normalization
Sekarang aplikasi jkn ribet bgt hrs verifikasi wajah segala uda gitu gagal trs pdhl uda bener tapi gagal2 terus	Sekarang aplikasi jkn ribet bgt hrs verifikasi wajah segala uda gitu gagal trs pdhl uda bener tapi gagal terus	sekarang aplikasi jkn ribet bgt hrs verifikasi wajah segala uda gitu gagal trs pdhl uda bener tapi gagal terus	sekarang aplikasi jkn ribet banget harus verifikasi wajah segala sudah begitu gagal terus padahal sudah benar tapi gagal terus
Tokenizing	Stopword Removal	Stemming	
['sekarang', 'aplikasi', 'jkn', 'ribet', 'banget', 'harus', 'verifikasi', 'wajah', 'segala', 'sudah', 'begitu', 'gagal', 'terus', 'padahal', 'sudah', 'benar', 'tapi', 'gagal', 'terus']	['aplikasi', 'jkn', 'ribet', 'banget', 'verifikasi', 'wajah', 'gagal', 'gagal']	aplikasi jkn ribet banget verifikasi wajah gagal gagal	

3.4 Pelabelan Sentimen

Hasil pelabelan sentimen disimpan dalam kolom baru bernama sentiment, yang memuat label "positif" atau "negatif" sesuai dengan kategorinya. Dari total 181.657 data ulasan yang telah diproses, diperoleh sebanyak 73.363 ulasan dengan sentimen positif dan 108.294 ulasan dengan sentimen negatif.

3.5 Pembobotan Kata (TF-IDF)

Dilakukan pemisahan data ulasan sebagai variabel fitur (X) dan label sentimen sebagai target (y). Selanjutnya, digunakan fungsi TfidfVectorizer dari pustaka scikit-learn untuk mentransformasikan teks ke dalam bentuk matriks fitur TF-IDF. Jumlah kata yang digunakan sebanyak 10.000 fitur terpenting berdasarkan skor TF-IDF.

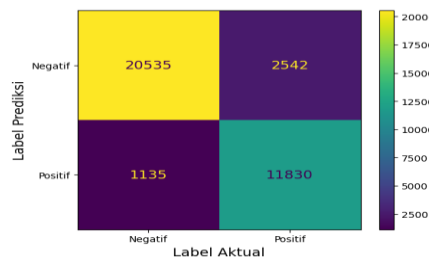
3.6 Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)

- Pelatihan Data, dataset dibagi dengan tiga variasi rasio data uji (10%, 20%, dan 30%) untuk menentukan rasio optimal. Hyperparameter tuning dilakukan menggunakan GridSearchCV, dengan pengujian terhadap jenis kernel (linear, rbf, poly), nilai C (0.5, 1, 10), gamma (scale, 1, 0.1, 0.01), dan degree (2, 3) untuk kernel polynomial [11]. Cross-validation digunakan untuk memastikan konsistensi performa. Hasil terbaik dapat dilihat pada Tabel 2, diperoleh pada kombinasi C = 1, gamma = 'scale', dan kernel 'rbf', dengan rasio pelatihan banding pengujian sebesar 80:20 (145.615 data latih dan 36.042 data uji), menghasilkan akurasi sebesar 0,897980 yang digunakan untuk tahap pengujian.

Tabel 2. Hasil Konfigurasi Parameter

Test Size	Train Test	Best Accuracy	Best Params
1	0.2	0.8	0.897980
0	0.1	0.9	0.897952
2	0.3	0.7	0.896787

- Pengujian Data, tahap pengujian model menggunakan data uji (X_test dan y_test) yang tidak digunakan saat pelatihan, untuk mengetahui seberapa baik model dapat melakukan prediksi terhadap data baru.
- Evaluasi Model dan Kinerja, berdasarkan confusion matrix yang ditampilkan pada Gambar 3, model menunjukkan performa yang cukup baik dengan nilai akurasi pada data uji sebesar 89.80%. Model berhasil mengklasifikasikan 20.535 data negatif dan 11.830 data positif secara benar.



Gambar 3. Hasil Confusion Matrix

Berdasarkan hasil pengujian, model menunjukkan performa yang cukup baik dengan nilai akurasi pada data pelatihan mencapai 0.9322 atau 93.22%, sedangkan akurasi pada data uji sebesar 0.8980 atau 89.80%, yang

mengindikasikan bahwa model tidak mengalami overfitting dan tetap memiliki generalisasi yang baik terhadap data baru. Namun, disisi lain akurasi yang belum mencapai 100% juga dipengaruhi karena karakteristik data teks yang cenderung bervariasi, seperti perbedaan gaya penulisan, penggunaan sinonim, singkatan, atau kesalahan pengetikan, turut memengaruhi performa model. Variasi tersebut dapat membuat pola data menjadi kurang konsisten, sehingga mempersulit SVM dalam membentuk hyperplane yang mampu memisahkan setiap kelas secara optimal. Faktor lain yang juga berpengaruh adalah pengaturan parameter model SVM, seperti nilai kernel, C, dan gamma, yang sangat menentukan kemampuan model dalam menyeimbangkan antara kesalahan klasifikasi dan margin pemisah antar kelas. Jika parameter belum dioptimalkan dengan baik, maka model berpotensi menghasilkan batas keputusan yang kurang tepat terhadap data baru. Akibatnya, performa keseluruhan model sedikit menurun meskipun tingkat akurasinya masih tergolong baik.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.89	0.95	0.92	21670
positif	0.91	0.82	0.87	14372
accuracy			0.90	36042
macro avg	0.90	0.89	0.89	36042
weighted avg	0.90	0.90	0.90	36042
Train Accuracy: 0.9322				
Test Accuracy: 0.8980				

Gambar 4. Hasil Classification Report

Berdasarkan classification report pada Gambar 4, model menunjukkan kinerja lebih baik pada kelas negatif dengan precision 0,89, recall 0,95, dan f1-score 0,92. Hasil ini menunjukkan kemampuan tinggi dalam mengenali ulasan negatif. Pada kelas positif, precision lebih tinggi (0,91), namun recall lebih rendah (0,82), menghasilkan f1-score sebesar 0,87, yang berarti masih terdapat ulasan positif yang tidak terdeteksi. Hasil ini menunjukkan model memiliki performa seimbang dalam mengklasifikasikan kedua jenis sentimen.

3.7 Pemodelan Topik Latent Dirichlet Allocation (LDA)

Proses LDA diawali dengan memfilter ulasan negatif, lalu membentuk kamus dan korpus dalam format bag-of-words menggunakan pustaka Gensim. Model LDA dilatih dengan variasi topik 1 hingga 10, masing-masing menjalani 50 passes dan 1000 iterations. Parameter alpha dan beta diatur otomatis, dan evaluasi dilakukan menggunakan coherence score (c_v). Hasil terbaik dapat dilihat pada Gambar 5, diperoleh pada lima topik dengan skor tertinggi sebesar 0,5549.

```

Jumlah Topik: 1, Coherence Score: 0.4139
Jumlah Topik: 2, Coherence Score: 0.4865
Jumlah Topik: 3, Coherence Score: 0.4587
Jumlah Topik: 4, Coherence Score: 0.5000
Jumlah Topik: 5, Coherence Score: 0.5549
Jumlah Topik: 6, Coherence Score: 0.5202
Jumlah Topik: 7, Coherence Score: 0.5032
Jumlah Topik: 8, Coherence Score: 0.4921
Jumlah Topik: 9, Coherence Score: 0.4471
Jumlah Topik: 10, Coherence Score: 0.4487

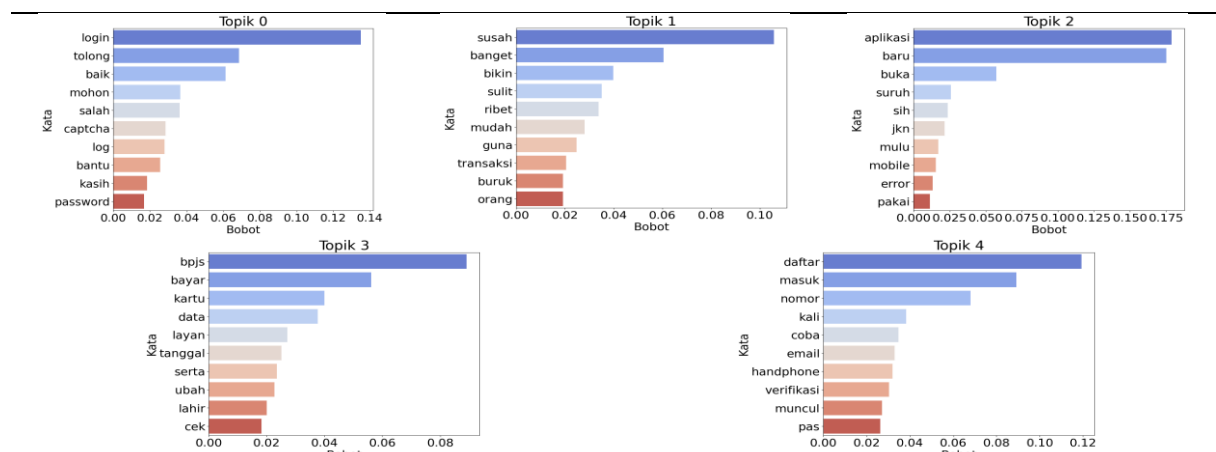
Jumlah Topik Optimal: 5 dengan Coherence Score: 0.5549

```

Gambar 5. Hasil Distribusi Topik

Hasil pemodelan ini kemudian dirangkum dalam Tabel 3, yang menyajikan daftar topik utama yang mewakili permasalahan yang disampaikan oleh pengguna dalam ulasan negatif. Topik-topik tersebut selanjutnya dianalisis berdasarkan distribusi katanya untuk mengidentifikasi permasalahan yang dikeluhkan oleh pengguna.

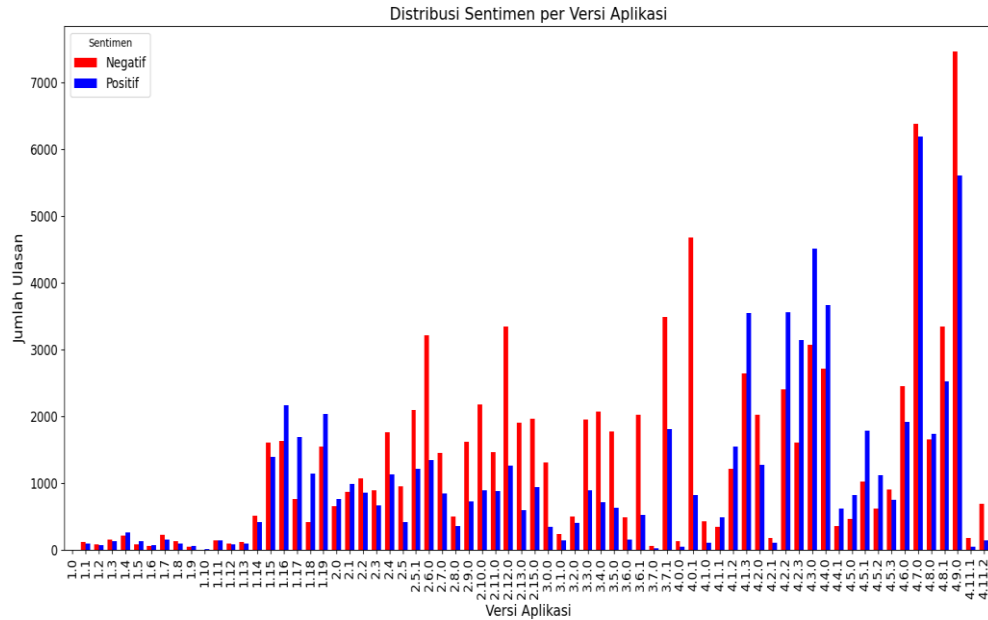
Tabel 3. Distribusi Topik



3.8 Analisis Data

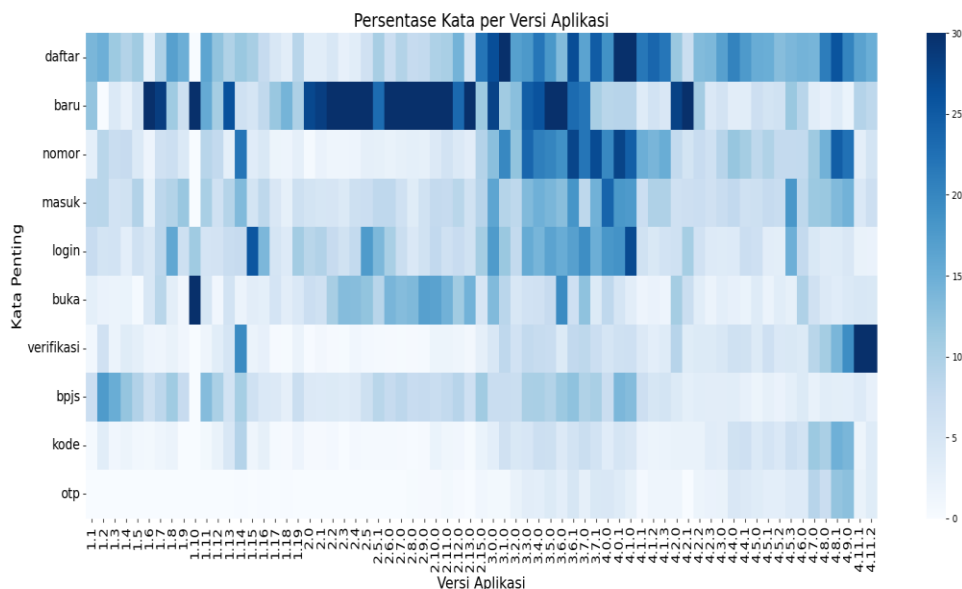
a. Distribusi Sentimen (Juni 2016 - Desember 2024)

Grafik berikut menyajikan distribusi sentimen ulasan pengguna terhadap aplikasi Mobile JKN berdasarkan versi aplikasi yang dirilis mulai dari Juni 2016 hingga Desember 2024. Sentimen dikategorikan menjadi dua, yaitu positif dan negatif, yang masing-masing ditampilkan dalam bentuk batang berwarna biru dan merah.



Gambar 6. Hasil Distribusi Sentimen per Versi Aplikasi

Berdasarkan Gambar 6, terlihat tren perkembangan jumlah dan jenis ulasan dari versi awal hingga terbaru. Pada versi 1.0 hingga 1.13, jumlah ulasan masih rendah. Peningkatan signifikan terjadi pada versi 1.14-1.19, terutama ulasan negatif, menandakan meningkatnya penggunaan disertai munculnya masalah. Pada versi 2.4 hingga 4.1.0, ulasan negatif mendominasi, mengindikasikan kekecewaan terhadap fitur atau performa aplikasi. Sebaliknya, versi 4.1.1 hingga 4.5.2 menunjukkan lonjakan ulasan positif, mencerminkan apresiasi terhadap pembaruan. Namun, mulai versi 4.5.3 hingga 4.11.2, terutama versi 4.9.0, ulasan negatif kembali meningkat tajam, menunjukkan bahwa pembaruan terbaru belum memenuhi harapan pengguna.

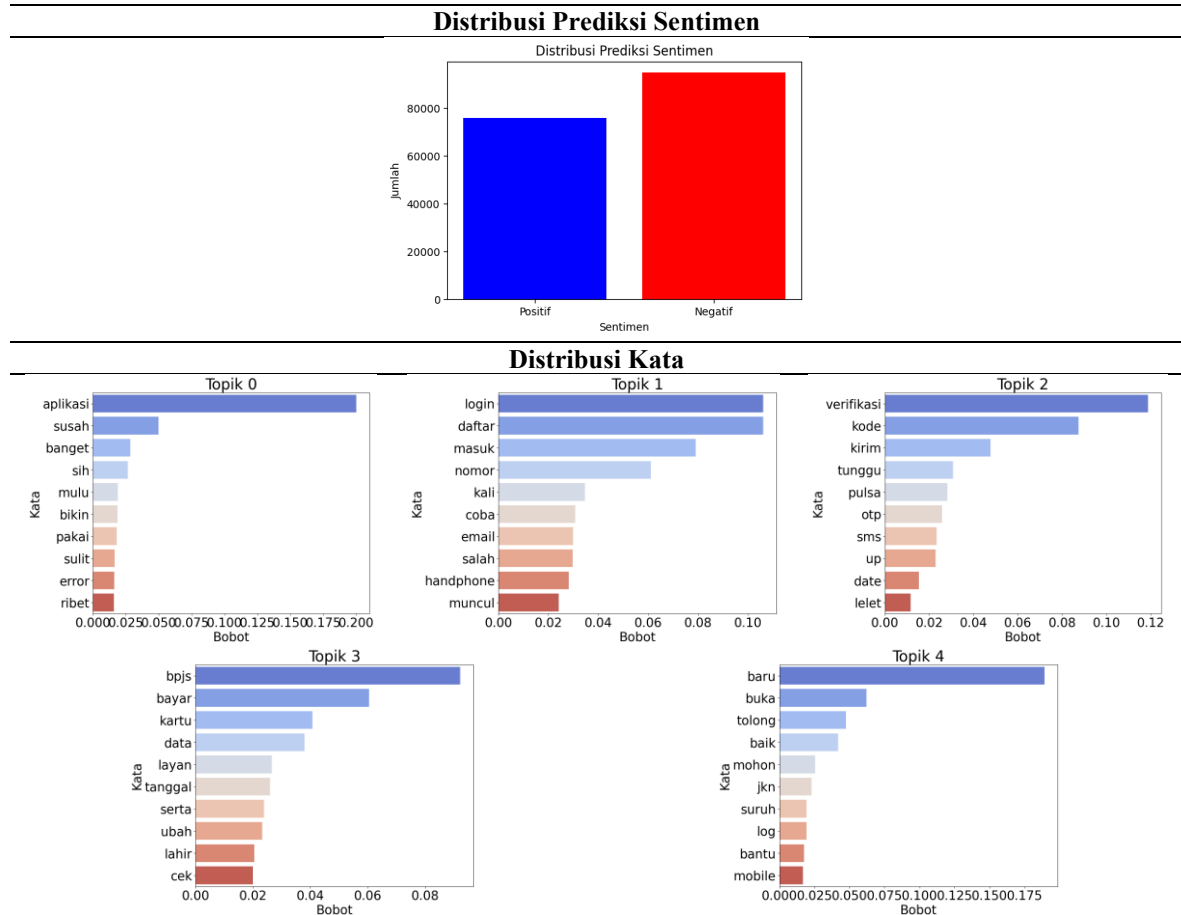


Gambar 7. Heatmap Persentase Kata per Versi Aplikasi

Gambar 7 menunjukkan heatmap distribusi kata yang paling sering muncul dalam ulasan negatif periode Juni 2016 hingga Desember 2024. Warna gelap menunjukkan frekuensi tinggi. Kata “daftar” konsisten muncul di banyak versi, mencerminkan masalah registrasi. Kata “baru”, “nomor”, “masuk”, dan “login” juga sering

muncul, mengindikasikan masalah pembaruan, nomor telepon, serta kendala saat login. Kata “verifikasi”, “buka”, “bpjs”, “kode”, dan “otp” turut mendominasi, terkait dengan autentikasi dan pengiriman OTP.

Tabel 4. Distribusi Prediksi Sentimen dan Kata Juni 2016 - Desember 2024.



Berdasarkan Tabel 4, pada periode Juni 2016 hingga Desember 2024, jumlah sentimen negatif lebih banyak dibandingkan dengan sentimen positif, yaitu sebanyak 94.765 sentimen negatif dan 75.780 sentimen positif. Selain itu, diperoleh lima topik ulasan negatif terbaik berdasarkan nilai coherence score tertinggi, yaitu sebesar 0,5064. Selanjutnya, dilakukan analisis lanjutan untuk mengidentifikasi permasalahan pengguna.

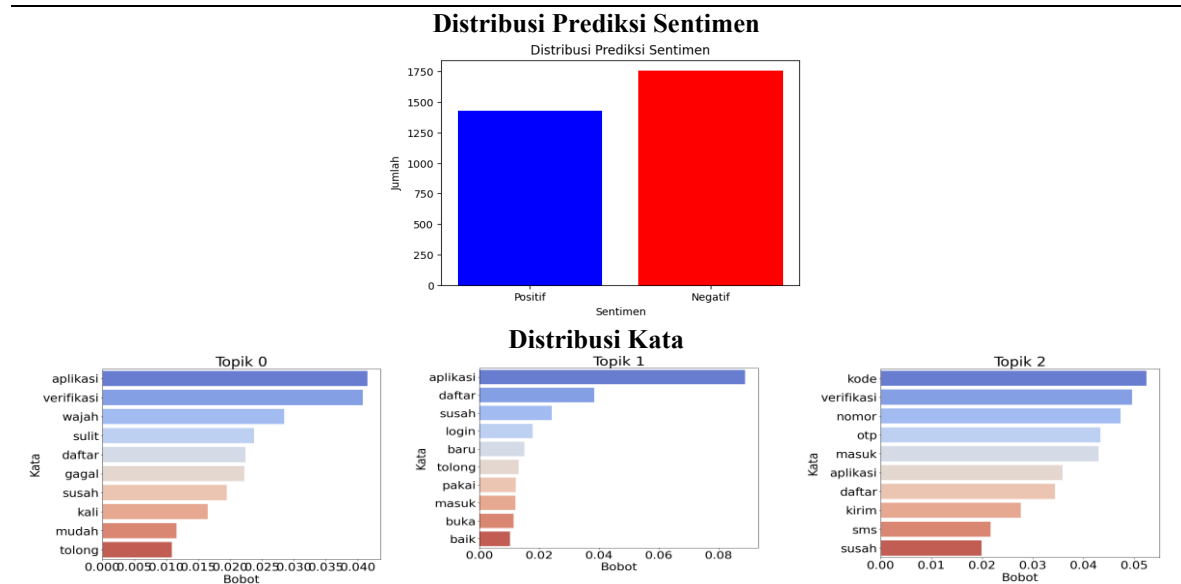
Tabel 5. Analisis Permasalahan Juni 2016 - Desember 2024

Topik	Daftar Kata		Permasalahan
0	aplikasi	bikin	Masalah Penggunaan Aplikasi 1. Pengguna merasa aplikasi sulit untuk digunakan dan sering mengalami error, sehingga menyulitkan saat menggunakan aplikasi.
	susah	pakai	
	banget	sulit	
	sih	error	
	mulu	ribet	
1	login	coba	Masalah Login dan Pendaftaran Akun 1. Pengguna merasa kesulitan saat pendaftaran karena verifikasi email dan nomor handphone gagal terkirim. 2. Pengguna tidak dapat login karena data dianggap salah meskipun sudah benar.
	daftar	email	
	masuk	salah	
	nomor	handphone	
	kali	muncul	
2	verifikasi	otp	Masalah Verifikasi Data 1. Pengguna mengeluhkan lambatnya pengiriman kode OTP melalui SMS. 2. Pengguna mengalami kendala melakukan verifikasi karena membutuhkan waktu lama dan menguras pulsa.
	kode	sms	
	kirim	up	
	tunggu	date	
	pulsa	lelet	
3	bpjs	tanggal	Masalah Ubah Data dan Layanan Online 1. Pengguna mengeluhkan terkait ketidaksesuaian data pribadi, seperti tanggal lahir. 2. Pengguna mengalami kesulitan dalam mengecek tagihan dan
	bayar	serta	
	kartu	ubah	
	data	lahir	

Topik	Daftar Kata		Permasalahan
4	layan	cek	melakukan pembayaran.
	baru	jkn	3. Pengguna terkendala saat mengubah data yang tidak sesuai.
	buka	suruh	Masalah Pembaruan Aplikasi
	tolong	log	1. Pengguna mengeluhkan pembaruan aplikasi terlalu sering namun tanpa perbaikan signifikan.
	baik	bantu	2. Pengguna merasa kesulitan login setelah melakukan pembaruan aplikasi.
	mohon	mobile	

b. Versi 4.12.0 (Februari - Maret 2025)

Tabel 6. Distribusi Prediksi Sentimen dan Distribusi Kata Versi 4.12.0



Pada Februari 2025, terdapat pembaruan aplikasi versi 4.12.0. Berdasarkan Tabel 4.28, jumlah sentimen negatif lebih banyak dibandingkan dengan sentimen positif, yaitu sebanyak 1.748 sentimen negatif dan 1.417 sentimen positif. Selain itu, diperoleh tiga topik ulasan negatif terbaik berdasarkan nilai coherence score tertinggi, yaitu sebesar 0,4869.

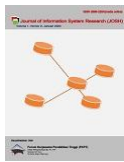
Tabel 7. Analisis Permasalahan Versi 4.12.0

Topik	Daftar Kata		Permasalahan
0	aplikasi	gagal	Masalah Verifikasi Wajah 1. Pengguna mengalami kesulitan dalam verifikasi wajah, karena sering gagal dan perlu mengulang berkali-kali, meskipun telah mengikuti instruksi, saat melakukan pendaftaran akun.
	verifikasi	susah	
	wajah	kali	
	sulit	mudah	
	daftar	tolong	Masalah Pendaftaran dan Login Akun 1. Pengguna mengalami kesulitan melakukan login dan pendaftaran, setelah melakukan pembaruan aplikasi. 2. Pengguna mengalami kesulitan login karena data tidak terdaftar, walaupun telah melakukan pendaftaran.
1	aplikasi	tolong	
	daftar	pakai	
	susah	masuk	
	login	buka	
	baru	baik	Masalah Verifikasi Nomor Handphone 1. Pengguna mengalami kesulitan melakukan verifikasi nomor handphone, terutama kode OTP yang tidak masuk melalui SMS, saat melakukan pendaftaran akun. 2. Pengguna harus melakukan verifikasi nomor handphone berulang kali agar dapat menerima kode OTP melalui SMS.
2	kode	aplikasi	
	verifikasi	daftar	
	nomor	kirim	
	otp	sms	
	masuk	susah	

3.9 Penyusunan Rekomendasi

Tabel 8. Rekomendasi Perbaikan Versi 4.12.0

Permasalahan	Rekomendasi
Masalah Verifikasi Nomor Handphone	1. Melakukan validasi nomor handphone secara real time [10]. 2. Memberikan opsi pengiriman OTP ke saluran alternatif seperti panggilan suara jika



Permasalahan	Rekomendasi
	SMS gagal.
	3. Melakukan pencatatan dan pemantauan status pengiriman OTP secara teratur.
	4. Menggunakan multi-channel untuk pengiriman OTP (SMS, WhatsApp, atau Email).
Masalah Pendaftaran dan Login Akun	1. Menerapkan User-Centered Design untuk meningkatkan usability aplikasi [8].
	2. Menyediakan panduan interaktif atau chatbot untuk membantu pengguna selama proses pendaftaran akun dan pendaftaran layanan kesehatan.
	3. Melakukan audit proses pendaftaran akun dan fitur login aplikasi.
	4. Memperbaiki sinkronisasi data dengan memastikan sistem back-end dapat menyimpan dan memproses data secara utuh dan benar.
	5. Melakukan regression testing sebelum merilis pembaruan aplikasi, untuk memastikan fitur dapat berjalan dengan baik setelah pembaruan aplikasi [4].
Masalah Verifikasi Wajah	1. Mengoptimalkan algoritma verifikasi wajah untuk perangkat low-end.
	2. Mengimplementasikan passive liveness detection untuk verifikasi wajah dengan meminta pengguna melakukan selfie, bagi pengguna yang tidak dapat melakukan active liveness detection [1].
	3. Menyediakan layanan video Know Your Customer (KYC) atau video call dengan customer service untuk verifikasi akun bagi pengguna yang tetap mengalami kendala saat melakukan verifikasi wajah. [17]

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menganalisis sentimen dan memodelkan topik dari ulasan pengguna aplikasi Mobile JKN menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) dan Latent Dirichlet Allocation (LDA). Data dikumpulkan dari Google Play Store dan diproses melalui tahapan cleaning, case folding, normalization, tokenizing, stopword removal, dan stemming. Sentimen ditentukan berdasarkan rating: 1-3 sebagai negatif, 4-5 sebagai positif. Data kemudian diberi bobot menggunakan TF-IDF dan dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20. Model SVM dilatih dan diuji untuk mengukur performa klasifikasi, lalu dilakukan pemodelan topik LDA pada ulasan negatif untuk mengidentifikasi isu utama. Dari 181.657 data, sebanyak 145.615 digunakan sebagai data latih dan 36.042 sebagai data uji. Hasil klasifikasi menunjukkan 12.965 ulasan positif dan 23.077 ulasan negatif. Model SVM menunjukkan performa yang tinggi dengan akurasi sebesar 90%, precision 90%, recall 89%, dan f1-score 89%, yang membuktikan efektivitas kombinasi antara SVM dan TF-IDF dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan secara akurat. Hasil pemodelan topik menghasilkan lima topik utama dengan nilai coherence score 0,5064, yang menunjukkan konsistensi tematik yang baik. Topik-topik tersebut mencerminkan berbagai permasalahan yang dihadapi pengguna, terutama terkait dengan kesulitan verifikasi nomor handphone akibat OTP yang tidak diterima, kendala saat pendaftaran dan login, serta kegagalan verifikasi wajah setelah pembaruan aplikasi versi 4.12.0. Temuan ini memperlihatkan bahwa kombinasi SVM dan LDA tidak hanya efektif untuk memahami persepsi pengguna terhadap aplikasi Mobile JKN secara kuantitatif melalui analisis sentimen, tetapi juga mampu menggali isu-isu utama secara kualitatif melalui pemodelan topik. Oleh karena itu, hasil penelitian ini dapat menjadi dasar strategis bagi pengembang BPJS Kesehatan dalam meningkatkan kualitas dan stabilitas layanan digital aplikasi Mobile JKN secara berkelanjutan.

REFERENCES

- [1] “APJII Jumlah Pengguna Internet Indonesia Tembus 221 Juta Orang,” ASOSIASI PENYELENGGARA JASA INTERNET INDONESIA, 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://apjii.or.id/berita/d/apjii-jumlah-pengguna-internet-indonesia-tembus-221-juta-orang>
- [2] P. P. Indonesia, Peraturan Presiden (Perpres) Nomor 59 Tahun 2024 tentang Perubahan Ketiga atas Peraturan Presiden Nomor 82 Tahun 2018 tentang Jaminan Kesehatan, vol. 82. 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://peraturan.bpk.go.id/Details/285181/perpres-no-59-tahun-2024>
- [3] B. Liu, “Sentiment Analysis and Opinion Mining,” Morgan & Claypool Publisher, 2019.
- [4] S. Karmila dan V. I. Ardianti, “Metode Latent Dirichlet Allocation Untuk Menentukan Topik Teks Suatu Berita,” jiki, vol. 16, no. 01, hlm. 36–44, Nov 2022, doi: 10.56956/jiki.v16i01.100.
- [5] I. Siti Aisah, B. Irawan, dan T. Suprpti, “Algoritma Support Vector Machine (Svm) Untuk Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Al Qur’an Digital,” jati, vol. 7, no. 6, hlm. 3759–3765, Feb 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8263.
- [6] R. Zulfiqui, B. N. Sari, dan T. N. Padilah, “ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI MEDIA SOSIAL INSTAGRAM PADA SITUS GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES CLASSIFIER,” JITET, vol. 12, no. 3, Agu 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4995.
- [7] J. W. Fernanda, “PEMODELAN PERSEPSI PEMBELAJARAN ONLINE MENGGUNAKAN LATENT DIRICHLET ALLOCATION,” Jurnal Statistika Universitas Muhammadiyah Semarang, vol. 9, no. 2, hlm. 79, Des 2021, doi: 10.26714/jsunimus.9.2.2021.79-85.
- [8] M. D. Hendriyanto, A. A. Ridha, dan U. Enri, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mola Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine,” INTECOMS, vol. 5, no. 1, hlm. 1–7, Apr 2022, doi:



- 10.31539/intecom.v5i1.3708.
- [9] L. B. Ilmawan dan M. A. Mude, “Perbandingan Metode Klasifikasi Support Vector Machine dan Naïve Bayes untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Tekstual di Google Play Store,” *Ilk. J. Ilm.*, vol. 12, no. 2, hlm. 154–161, Agu 2020, doi: 10.33096/ilkom.v12i2.597.154-161.
 - [10] 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,” *JTKP*, vol. 4, no. 1, hlm. 1–13, Jun 2022, doi: 10.33701/jtkp.v4i1.2701.
 - [11] D. Nurwahidah, G. Dwilestari, dan N. D. Nuris, “ANALISIS SENTIMEN DATA ULASAN PENGGUNA APLIKASI GOOGLE KELAS PADA GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES,” vol. 7, no. 6, 2023.
 - [12] Y. Kustiyahningsih dan Y. Permana, “Penggunaan Latent Dirichlet Allocation (LDA) dan Support-Vector Machine (SVM) Untuk Menganalisis Sentimen Berdasarkan Aspek Dalam Ulasan Aplikasi EdLink,” *teknika*, vol. 13, no. 1, hlm. 127–136, Mar 2024, doi: 10.34148/teknika.v13i1.746.
 - [13] R. A. Anggraini, G. Widagdo, A. S. Budi, dan M. Qomaruddin, “Penerapan Data Mining Classification untuk Data Blogger Menggunakan Metode Naïve Bayes,” *justin*, vol. 7, no. 1, hlm. 47, Jan 2019, doi: 10.26418/justin.v7i1.30211.
 - [14] R. Maulana, A. Voutama, dan T. Ridwan, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi MyPertamina pada Google Play Store menggunakan Algoritma NBC,” *j. teknologi terpadu*, vol. 9, no. 1, hlm. 42–48, Jul 2023, doi: 10.54914/jtt.v9i1.609.
 - [15] F. N. Hikmah, S. Basuki, dan Y. Azhar, “Deteksi Topik Tentang Tokoh Publik Politik Menggunakan Latent Dirichlet Allocation (LDA),” *JR*, vol. 2, no. 4, Jan 2024, doi: 10.22219/repositor.v2i4.30515.
 - [16] K. C. Khee, “Unlock Reliable OTP Delivery: Best Practices for Seamless Security.” [Daring]. Tersedia pada: <https://cpaas.8x8.com/en/blog/unlock-reliable-otp-delivery/>
 - [17] Interaction Design Foundation, “What is User Centered Design (UCD)?,” 2016, [Daring]. Tersedia pada: https://www.interaction-design.org/literature/topics/user-centered-design?srltid=AfmBOopvqVN_GsbrRqPB74na5vFTziYmx1bQbrMq-vMok9wnp64Wb4VU
 - [18] Coditation, “Regression testing: Types, Test Cases, Advantages & Disadvantages.” [Daring]. Tersedia pada: <https://www.linkedin.com/pulse/regression-testing-types-test-cases-advantages-disadvantages/>
 - [19] “Active and Passive Liveness Detection, Apa Beda Keduanya?” [Daring]. Tersedia pada: <https://verihubs.com/blog/passive-liveness-detection>
 - [20] “What is Video KYC (VKYC)? – All you Need to Know.” [Daring]. Tersedia pada: <https://www.kychub.com/blog/what-is-video-kyc/>