

Terbit online pada laman : <http://teknosi.fti.unand.ac.id/>

## Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi

| ISSN (Print) 2460-3465 | ISSN (Online) 2476-8812 |



Artikel Penelitian

# Pemetaan Topik dan Sentimen Pengguna Aplikasi JAKI untuk Mendukung *Knowledge Discovery* dalam Peningkatan Layanan Publik

Mahmud Ali Asykar<sup>a</sup>, Muhammad Saddam<sup>b</sup>, Dana Indra Sensuse<sup>c</sup>, Sofian Lusa<sup>d</sup>, Nadya Safitri<sup>e</sup>, Damayanti Elisabeth<sup>f</sup>

<sup>a,b,c,e,f</sup>Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia, Jakarta, 16424

<sup>d</sup>Fakultas Pariwisata, Institut Pariwisata Trisakti, 12330

### INFORMASI ARTIKEL

#### Sejarah Artikel:

Diterima Redaksi: 13 Oktober 2025

Revisi Akhir: 12 Maret 2026

Diterbitkan Online: 30 April 2026

### KATA KUNCI

Analisis Sentimen,

JAKI,

*Knowledge Discovery*

### KORESPONDENSI

E-mail: [asykar.ma@gmail.com](mailto:asykar.ma@gmail.com)

### ABSTRACT

Dalam era tata kelola digital, aplikasi *mobile* seperti JAKI (Jakarta Kini) memainkan peran penting dalam menyediakan layanan publik terintegrasi bagi masyarakat. Di sisi lain, *Google Playstore* menyimpan banyak ulasan pengguna yang mencerminkan pengalaman, preferensi, dan keluhan pengguna. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis umpan balik dari *Google Playstore* yang bertujuan untuk mengungkap tren sentimen dan topik pembahasan utama yang berkaitan dengan aplikasi JAKI. Dataset yang digunakan terdiri dari 3.895 ulasan pengguna yang telah melalui proses pembersihan data, kemudian diolah menggunakan kombinasi analisis sentimen dengan *InSet Lexicon* dan pemodelan topik menggunakan *Latent Dirichlet Allocation* (LDA). Hasil klasifikasi sentimen selanjutnya dievaluasi menggunakan algoritma *Naive Bayes*, dengan tingkat akurasi keseluruhan sebesar 65%. Hasil survei validasi pengguna menunjukkan bahwa sebagian besar topik yang dihasilkan sesuai dengan pengalaman nyata pengguna. Selain itu, rekomendasi perbaikan dirumuskan berdasarkan topik dengan sentimen netral dan negatif. Temuan ini berkontribusi pada pemahaman yang lebih baik mengenai persepsi pengguna, serta memberikan wawasan yang dapat ditindaklanjuti untuk mendukung pengembangan berkelanjutan layanan publik digital yang berorientasi pada warga Jakarta.

## 1. PENDAHULUAN

Dalam era tata kelola berbasis digital, aplikasi *mobile* telah menjadi alat yang sangat penting untuk mendukung layanan publik [1]. Namun, banyak dari *platform* tersebut menghadapi tantangan signifikan dalam mencapai adopsi yang luas dan kepuasan pengguna akibat rendahnya usability, alur layanan yang kurang jelas, serta kurangnya desain yang berpusat pada warga [2]. JAKI (Jakarta Kini) merupakan aplikasi layanan publik terintegrasi yang diluncurkan oleh Jakarta *Smart City* pada tahun 2019. Aplikasi ini mengkonsolidasikan lebih dari 80 layanan pemerintah digital, termasuk pelaporan warga (JakLapor), informasi transportasi, pajak, dan layanan kesehatan dalam satu *platform*. Seiring meningkatnya penggunaan aplikasi ini, evaluasi kualitas layanan berdasarkan tingkat kepuasan pengguna menjadi

hal yang sangat penting [3]. Untuk memperoleh pemahaman yang lebih mendalam mengenai kepuasan dan persepsi pengguna, analisis berbasis data diperlukan. Salah satu cara yang biasa dilakukan adalah *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) [4]. KDD merupakan proses sistematis yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengekstraksi pola, informasi, atau pengetahuan yang bernilai dari kumpulan data berukuran besar, baik yang bersifat tidak terstruktur maupun semi-terstruktur. Proses ini terdiri dari beberapa tahapan utama, yaitu pembersihan data (*cleaning*), integrasi data (*integration*), pemilihan data (*selection*), transformasi data (*transformation*), proses penambangan data (*data mining*), evaluasi pola (*pattern evaluation*), serta penyajian pengetahuan (*knowledge presentation*) [5].

Platform seperti *Google Playstore* menyimpan banyak ulasan pengguna yang mencerminkan pengalaman, preferensi, dan keluhan [6]. Data tersebut dapat dimanfaatkan untuk mengungkap pola tersembunyi dan menghasilkan pengetahuan yang dapat ditindaklanjuti bagi pengembang maupun pembuat kebijakan. Namun, besarnya volume ulasan tersebut menimbulkan kelebihan informasi, sehingga analisis komputasional menjadi diperlukan. Hasil wawancara dengan pengguna JAKI menunjukkan bahwa banyak keluhan yang disampaikan melalui aplikasi tidak terselesaikan, termasuk masalah yang berkaitan dengan pelayanan vaksinasi COVID-19.

Salah satu pendekatan yang umum digunakan adalah *topic modeling* menggunakan metode *Latent Dirichlet Allocation* (LDA), yang mampu secara otomatis mengidentifikasi serta mengelompokkan tema-tema umum yang muncul dalam kumpulan data teks. LDA kemudian dikombinasikan dengan teknik analisis sentimen *InSet Lexicon*, pendekatan ini membantu mengidentifikasi topik apa yang paling banyak dibicarakan oleh pengguna serta bagaimana perasaan mereka terhadap fitur-fitur tertentu dalam aplikasi JAKI [7].

Kerangka analisis ini memungkinkan pengembang dan pengelola layanan publik untuk menentukan fitur mana yang paling diapresiasi atau dikritik oleh pengguna, sehingga perbaikan dapat dilakukan lebih terarah. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa analisis sentimen berbasis fitur memberikan wawasan yang lebih mendalam dibandingkan metrik agregat seperti penilaian bintang [8]. Upaya serupa dalam menganalisis aplikasi layanan publik, seperti *Mobile JKN* di Indonesia, juga membuktikan nilai penting dari integrasi pemodelan topik dan analisis sentimen sebagai alat untuk evaluasi kebijakan dan peningkatan aplikasi [9].

Penelitian ini dilatarbelakangi oleh kebutuhan untuk meningkatkan mutu layanan publik digital dengan memanfaatkan pendekatan yang berorientasi pada pemanfaatan data serta pengalaman pengguna. Aplikasi JAKI, yang dikembangkan dalam kerangka program Jakarta Smart City, berfungsi sebagai platform utama bagi masyarakat dalam mengakses berbagai layanan pemerintah daerah. Meskipun demikian, keberhasilan penerapan teknologi digital dalam layanan publik tidak hanya ditentukan oleh keberadaan atau kelengkapan fitur yang tersedia, tetapi juga sangat dipengaruhi oleh bagaimana pengguna memandang layanan tersebut serta tingkat kepuasan yang mereka rasakan [2].

Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini berupaya menjawab beberapa pertanyaan penelitian sebagai berikut:

- RQ1: Apakah ulasan pengguna mencerminkan kepuasan atau ketidakpuasan terhadap fitur-fitur aplikasi JAKI?  
 RQ2: Apa saja topik dominan yang dibahas dalam ulasan-ulasan tersebut?  
 RQ3: Bagaimana temuan dari analisis topik dan sentimen dapat diterjemahkan menjadi rekomendasi yang dapat ditindaklanjuti untuk pengembangan aplikasi JAKI?

Dengan menjawab pertanyaan-pertanyaan tersebut, penelitian ini bisa berkontribusi pada pengembangan layanan digital berbasis data yang lebih responsif terhadap kebutuhan publik.

## 2. METODE

Bagian ini menjelaskan proses implementasi dan skenario eksperimen yang dilakukan berdasarkan metodologi yang telah dijabarkan sebelumnya. Metodologi tersebut diterapkan untuk melakukan klasifikasi data melalui analisis sentimen guna mengkaji opini pengguna terhadap aplikasi JAKI. Secara umum, proses klasifikasi dan ekstraksi topik terlihat pada Gambar 1.

### 2.1. Penelitian Sebelumnya

Beberapa penelitian terbaru telah menerapkan analisis sentimen dan pemodelan topik untuk mengevaluasi aplikasi layanan publik di Indonesia. Sebagai contoh, sebuah penelitian menganalisis ulasan pengguna dari aplikasi publik yang dikembangkan oleh Kepolisian Negara Republik Indonesia (POLRI) dengan menggunakan metode *Naive Bayes* dan *N-grams*. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa meskipun sentimen positif mendominasi (58%), aplikasi lainnya justru memperoleh ulasan negatif yang lebih banyak (51%), terutama disebabkan oleh kegagalan verifikasi dan keterbatasan server. Penulis penelitian tersebut merekomendasikan perbaikan teknis, termasuk peningkatan sistem OCR dan kapasitas server, yang menunjukkan bagaimana umpan balik warga dapat secara langsung berkontribusi terhadap peningkatan layanan publik [10].

Sebagai perbandingan, penelitian ini terhadap aplikasi JAKI memberikan kemajuan dalam tiga aspek utama:

1. Melakukan lokalisasi analisis sentimen menggunakan *InSet Lexicon* yang disesuaikan untuk bahasa Indonesia; dan
2. Menempatkan temuan penelitian dalam konteks *Smart City* Jakarta, dengan penekanan pada tata kelola adaptif.

Berbeda dengan penelitian terdahulu yang sebagian besar hanya menghasilkan kelompok tema (*thematic clusters*), penelitian ini mengusulkan rekomendasi kebijakan berbasis umpan balik pengguna nyata (*feedback-driven policy recommendations*) yang berakar pada permasalahan aktual pengguna.

Dengan demikian, kontribusi penelitian ini bersifat luas sekaligus integratif. Penelitian ini memperkuat rangkaian teknis (*technical pipeline*) melalui penggunaan alat yang terlokalisasi, memperdalam proses interpretatif melalui validasi triangulatif, serta menawarkan perspektif yang lebih relevan dengan konteks tata kelola digital dalam inovasi layanan publik.

### 2.2. Dataset

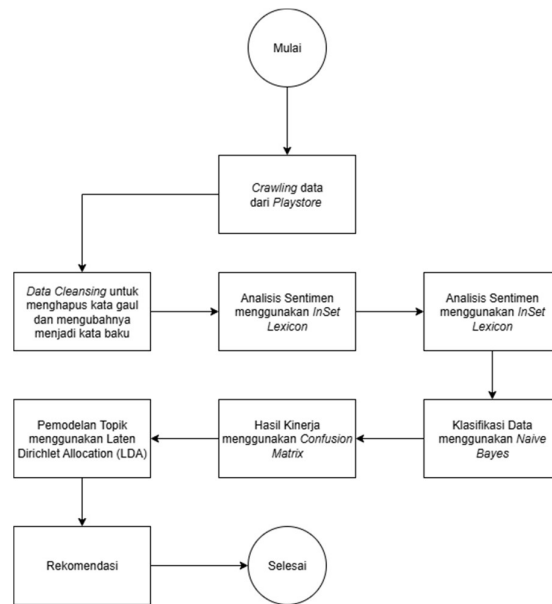
Penelitian ini menggunakan dataset yang dikumpulkan dari *Google Play Store*, yang berisi ulasan pengguna terkait aplikasi JAKI. Data tersebut diperoleh menggunakan teknik *crawling* dalam rentang waktu September 2019 hingga Mei 2025. Jumlah keseluruhan data yang terkumpul adalah 4.680 umpanbalik (*feedback*). Untuk melakukan evaluasi menggunakan dataset tersebut dalam analisis sentimen berbasis aspek, dilakukan eksperimen dengan membagi dataset, yaitu 70% untuk data pelatihan (*training*) dan 30% untuk data pengujian (*testing*) [11]. Kolom data yang diekstraksi untuk proses lebih lanjut meliputi nama pengguna (*username*) dan komentar pengguna (*user comments*).

### 2.3. Data Cleansing

Data *cleansing* merupakan proses penting dalam pengolahan data yang diperoleh melalui *crawling*, untuk memastikan data yang dikumpulkan dari sumber tidak terstruktur seperti situs web, media sosial, atau umpan balik pada aplikasi siap digunakan untuk analisis lebih lanjut [12]. Dalam *crawling* data media sosial untuk analisis sentimen, data *cleansing* berperan dalam menghapus *hashtag*, *url*, emoji, nomor, simbol dan kata-kata yang tidak relevan, sehingga teks menjadi lebih terfokus pada

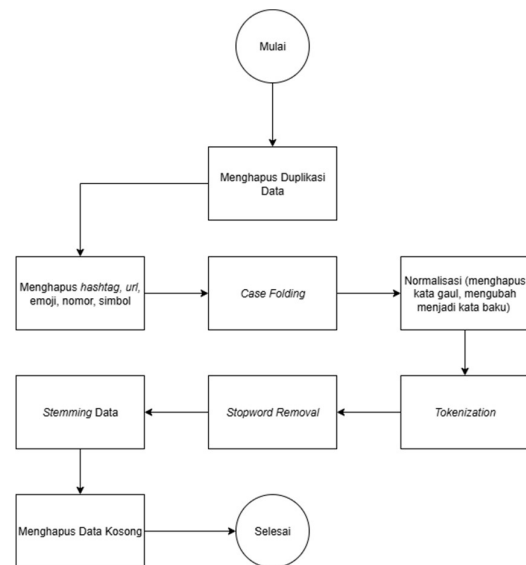
opini pengguna. Dengan demikian, hasil dari proses *crawling* menjadi lebih bernilai dan dapat diandalkan untuk mendukung pengambilan keputusan [13]. Secara umum, proses data *cleansing* dalam penelitian ini digambarkan pada Gambar 2.

Tahap *preprocessing* merupakan langkah penting yang perlu disiapkan terhadap data teks untuk analisis sentimen dan pemodelan topik [14]. Penelitian ini menerapkan serangkaian teknik *preprocessing* guna memastikan kualitas dan konsistensi dari ulasan pengguna yang diambil dari *Google Play Store*.



Gambar 1. Flowchart

Proses dimulai dengan penghapusan data duplikat untuk mengeliminasi redundansi dan memastikan setiap entri dalam dataset bersifat unik. Selanjutnya, seluruh emoji, simbol, dan karakter numerik dihapus untuk mengurangi gangguan pada konten teks. Tahapan berikutnya adalah normalisasi, yaitu proses mengubah kata-kata gaul (tidak baku) menjadi bentuk standar agar konsistensi dataset meningkat. Lalu dilanjutkan dengan *case folding*, untuk mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil untuk menjaga keseragaman teks. Proses selanjutnya adalah tokenisasi, memecah teks ulasan menjadi token atau kata tunggal yang menjadi unit dasar dalam analisis berikutnya. Setelah itu, dilakukan penghapusan *stopword removal* untuk mengeliminasi kata-kata umum seperti konjungsi atau preposisi yang tidak memberikan makna penting dalam klasifikasi sentimen. Tahap selanjutnya adalah *stemming*, yang berfungsi untuk mengembalikan kata ke bentuk dasarnya, sehingga berbagai variasi kata dengan makna yang sama dapat disatukan. Proses terakhir, data yang kosong atau *null* akibat proses sebelumnya dihapus agar dataset tetap bersih dan lengkap untuk tugas pemodelan selanjutnya.



Gambar 2. Flowchart Data Cleansing

Setelah seluruh proses *preprocessing* dilakukan, jumlah data yang tersisa adalah 3.895 baris. Rincian proses pembersihan data pada setiap tahap pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil *Cleansing*

Proses	Hasil
<i>Crawling</i>	<i>aneh masa laporan jaki di pulau seribu tidak bisa tulisan nya di luar DKI jkrta emng pulau seribu BKN DKI jkrta??</i>
Menghapus hashtag, url, emoji, nomor, simbol	<i>aneh masa laporan jaki di pulau seribu tidak bisa tulisan nya di luar DKI jkrta emng pulau seribu BKN DKI jkrt</i>
<i>Case Folding</i>	<i>aneh masa laporan jaki di pulau seribu tidak bisa tulisan nya di luar dki jkrta emng pulau seribu bkn dki jkrta</i>
Normalisasi	<i>aneh masa laporan jaki di pulau seribu tidak bisa tulisan ya di luar dki jakarta memang pulau seribu bukan dki jakarta</i>
Tokenisasi	<i>['aneh', 'masa', 'laporan', 'jaki', 'di', 'pulau', 'seribu', 'tidak', 'bisa', 'tulisan', 'ya', 'di', 'luar', 'dki', 'jakarta', 'memang', 'pulau', 'seribu', 'bukan', 'dki', 'jakarta']</i>
<i>Stopword Removal</i>	<i>['aneh', 'laporan', 'jaki', 'pulau', 'seribu', 'tulisan', 'ya', 'dki', 'jakarta', 'pulau', 'seribu', 'dki', 'jakarta']</i>
<i>Stemming Data</i>	<i>aneh lapor jaki pulau ribu tulis dki jakarta pulau ribu dki jakarta</i>

**2.4. Analisis Sentimen Dengan InSet Lexicon**

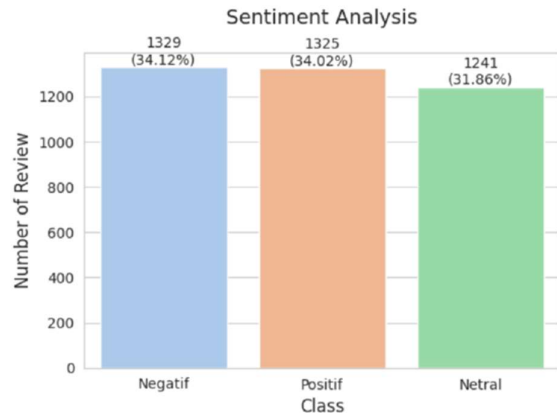
Pada penelitian ini, digunakan kamus *lexicon* (*lexicon dictionary*) yang merupakan daftar kata atau frasa yang disertai dengan label atau kategori tertentu dan digunakan untuk keperluan pemrosesan bahasa baku (*Natural Language Processing/NLP*) [15]. Dalam konteks pelabelan data (*labeling*), kamus *lexicon* berfungsi untuk memberi anotasi atau label pada teks berdasarkan kategori tertentu, seperti sentimen, topik, atau aspek lainnya. Kamus *lexicon* disesuaikan dengan domain spesifik yang dianalisis, sehingga dapat mendukung proses pelabelan secara efektif dan kontekstual [16].

Secara umum, proses pembuatan kamus *lexicon* untuk pelabelan data dilakukan melalui beberapa tahapan berikut:

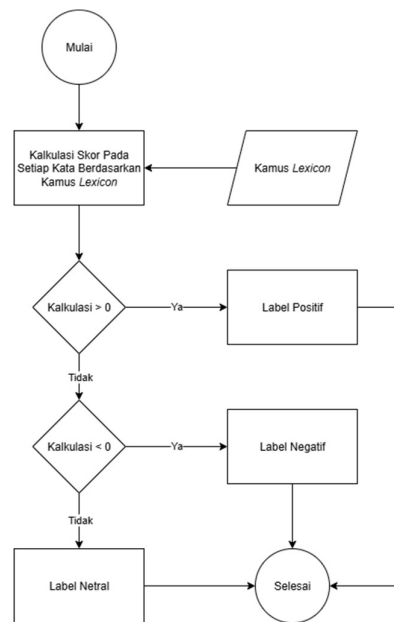
1. Mengumpulkan Kata yang Relevan: Menarik atau mengekstraksi kata-kata yang sering muncul dalam domain yang sedang dianalisis.
2. Memberikan Bobot atau Skor: Menetapkan nilai bobot pada setiap kata berdasarkan tingkat pengaruh atau maknanya dalam dataset. Kata-kata dengan total skor lebih dari 0 dikategorikan sebagai positif, kurang dari 0 sebagai negatif, dan bernilai 0 sebagai netral.

Untuk setiap data, total skor seluruh kata dihitung. Jika hasilnya positif, data diberi label positif; jika hasilnya negatif, diberi label negatif; dan jika hasilnya bernilai 0, maka dikategorikan sebagai netral.

Secara visual, alur proses pelabelan data dapat dilihat pada Gambar 3, sedangkan jumlah hasil analisis sentimen ditampilkan pada Gambar 4.



Gambar 3. Analisis Sentimen



Gambar 4. Flowchart Analisis Sentimen

Tabel 2. Contoh Analisis Sentimen

Sentimen	Hasil
Negatif	<i>"coba daftar vaksin pas pilih tanggal muncul tanggal ya suruh pindah faskes pindah faskes mentok pilih tanggal"</i>
Netral	<i>"mohon bantu hilang code qr kah bantu code qr"</i>
Positif	<i>"oke banget pokok"</i>

**2.5. Klasifikasi Dengan Naive Bayes**

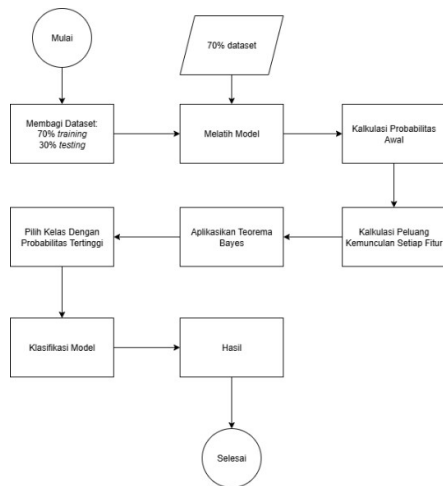
Setelah data *cleansing* dan pelabelan dilakukan pada dataset, tahap selanjutnya adalah klasifikasi. Metode yang digunakan adalah *Naive Bayes* [17], [18]. Langkah awal dalam proses klasifikasi adalah pemisahan data menjadi dua bagian, yaitu data

training dan data testing. Pembagian ini dilakukan untuk keperluan uji eksperimental. Setelah model klasifikasi dilatih menggunakan data training, data testing digunakan untuk mengevaluasi kinerja masing-masing model klasifikasi. Alur proses dapat dilihat pada Gambar 5.

Untuk membangun model klasifikasi, metode *Naive Bayes* mengikuti beberapa tahapan berikut:

1. Menghitung Probabilitas Awal: Probabilitas awal menggambarkan kemungkinan setiap kelas dalam dataset sebelum mempertimbangkan fitur apa pun. Nilai ini menjadi acuan dasar bagi masing-masing kelas.
2. Menghitung Peluang Kemunculan Setiap Fitur (*Likelihood*): Tahapan ini menentukan probabilitas kemunculan setiap fitur dalam kelas tertentu, yang menggambarkan seberapa kuat hubungan suatu fitur terhadap kelas tersebut.
3. Menerapkan *Teorema Bayes*: Probabilitas bahwa suatu data X termasuk ke dalam kelas A dihitung menggunakan *Teorema Bayes*. Langkah ini mengombinasikan nilai probabilitas awal dan *likelihood* untuk memperoleh probabilitas posterior bagi setiap kelas.
4. Menentukan kelas dilakukan dengan memilih kategori yang memiliki nilai probabilitas posterior paling tinggi, yang kemudian digunakan sebagai hasil prediksi terhadap data uji.

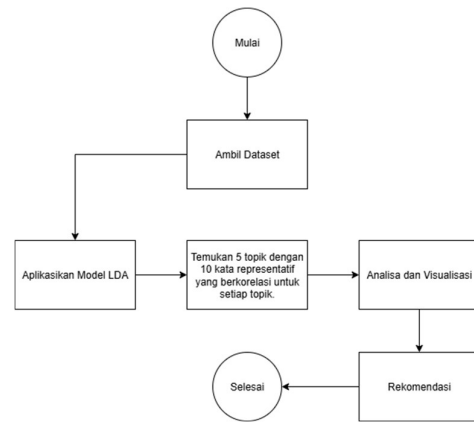
Proses ini memastikan bahwa model dapat melakukan klasifikasi data secara efisien berdasarkan pendekatan probabilistik yang terukur dan logis.



Gambar 5. Flowchart Klasifikasi Dengan *Naive Bayes*

### 2.6. Topic Modelling Dengan LDA

Untuk memperdalam hasil analisis, dilakukan *topic modeling* yang bertujuan agar memperoleh pemahaman yang lebih baik terhadap sentimen yang diungkapkan oleh warga terkait isu yang dianalisis. Pemodelan topik bertujuan untuk mengekstraksi wawasan yang bermakna dari dataset yang telah diberi label. Metode LDA digunakan untuk proses pemodelan topik, untuk mengidentifikasi dan menginterpretasikan topik-topik tersembunyi dalam kumpulan teks berukuran besar [7]. Alur proses *topic modelling* pada Gambar 6.



Gambar 6. Flowchart Topic Modelling

### 3. HASIL DAN REKOMENDASI

Dalam penelitian ini, dilakukan beberapa eksperimen dengan membagi data training dan testing ke dalam tiga konfigurasi berbeda untuk melihat kombinasi mana yang menghasilkan kinerja dan akurasi terbaik. Setelah proses pembagian, data training digunakan untuk melatih model klasifikasi dengan *Naive Bayes*. Setelah model selesai dilatih, data testing digunakan untuk mengevaluasi kinerja model. Secara keseluruhan, hasil *confusion matrix* dan performa klasifikasi dapat dilihat pada Tabel 3 dan 4.

Berdasarkan metrik evaluasi, kelas Positif menunjukkan kinerja terbaik secara keseluruhan, dengan nilai presisi sebesar 0,71, *recall* sebesar 0,77, dan *F1-score* sebesar 0,74. Sementara itu, kelas Negatif memiliki nilai *recall* tertinggi (0,85), namun dengan presisi yang lebih rendah (0,60), sehingga menghasilkan *F1-score* sebesar 0,70. Sebaliknya, kelas Netral menunjukkan kinerja paling rendah, dengan *recall* hanya sebesar 0,28 dan *F1-score* sebesar 0,39, yang mengindikasikan bahwa model mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi sentimen netral secara akurat dibandingkan dengan kelas positif dan negatif.

Tabel 3. *Confusion Matrix*

		Prediksi		
		Negatif	Netral	Positif
Sebenarnya	Negatif	340	33	26
	Netral	159	100	97
	Positif	70	23	305

Tabel 4. Performa Hasil

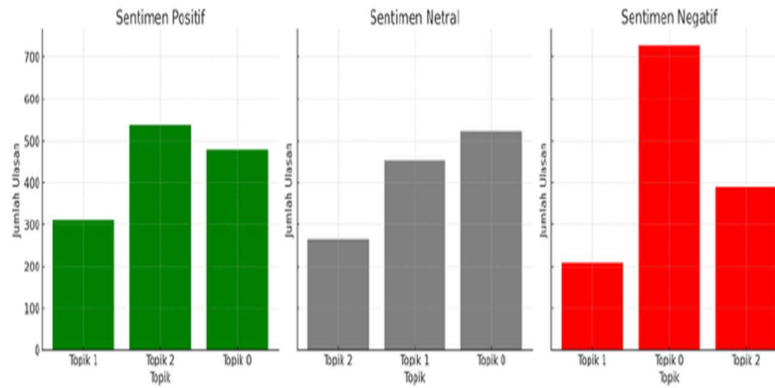
	Negatif	Netral	Positif
Akurasi	0.65		
Presisi	0.60	0.64	0.71
Recall	0.85	0.28	0.77
F1-Score	0.70	0.39	0.74

Secara keseluruhan, model mencapai tingkat akurasi sebesar 65%, yang menunjukkan kinerja berada pada kategori sedang, namun masih terdapat ruang untuk perbaikan, terutama dalam mengidentifikasi sentimen netral secara lebih akurat.

Distribusi topik kemudian dikelompokkan berdasarkan label sentimen untuk memberikan gambaran mengenai cara pengguna mengekspresikan berbagai jenis sentimen pada setiap topik yang

dibahas. Pada Gambar 7 disajikan perbandingan sentimen publik terhadap aplikasi JAKI berdasarkan ulasan pengguna yang dikumpulkan dari *Google Play Store*. Gambar tersebut

merangkum distribusi sentimen positif, netral, dan negatif yang terdapat dalam dataset, serta menyoroti bagaimana pengguna merespons aspek-aspek tertentu dari aplikasi tersebut.



Gambar 7. Distribusi Topik

Selanjutnya, dilakukan proses untuk mengidentifikasi tiga topik paling dominan pada setiap kategori sentimen, yaitu positif, netral, dan negatif. Pemilihan ini didasarkan pada jumlah pengguna yang terkait dengan masing-masing topik, sebagaimana ditentukan melalui pemodelan topik menggunakan metode LDA. Tiga topik dengan jumlah pengguna terbanyak pada setiap kelompok sentimen dipilih sebagai tema utama untuk analisis lanjutan.

Hasil pemilihan topik tersebut disajikan pada Tabel 5, yang menampilkan distribusi topik berdasarkan kategori sentimen serta jumlah pengguna yang terasosiasi dengan setiap topik. Selanjutnya, Tabel 6 menunjukkan kata kunci dominan yang diekstraksi dari masing-masing topik, yang merepresentasikan tema utama yang diungkapkan pengguna dalam setiap kategori sentimen.

Melalui pendekatan ini, diharapkan diperoleh pemahaman yang lebih terstruktur mengenai opini pengguna, berdasarkan persepsi emosional mereka terhadap aplikasi JAKI. Temuan ini juga dapat menjadi landasan dalam merumuskan rekomendasi bagi pengembang untuk meningkatkan kualitas layanan aplikasi.

Tabel 5. *Topic Modelling*

Sentimen	Kode	Topik
Positif	Topik 0	Transformasi Digital
	Topik 1	Cepat dan Responsif
	Topik 2	Kepuasan
Netral	Topik 0	Bantuan Sosial
	Topik 1	Vaksin Covid-19
	Topik 2	Fitur JAKI
Negatif	Topik 0	Vaksin Covid-19
	Topik 1	Tidak Bisa Diakses
	Topik 2	Bug dan Error

Tabel 6. Kata Kunci dari *Topic Modelling*

Topik	Kata Kunci
Transformasi Digital	<i>jakarta, ok, banget, aplikasi, gooddki, daftar, smart, mantap</i>
Cepat dan Responsif	<i>Good, banget, aplikasi, super, mudah, ok, fast, apps, respons, dki</i>
Kepuasan	<i>easy, use, main, susah, best, ya, helpful, warga, application, good</i>
Bantuan Sosial	<i>bantu, aplikasi, jakarta, jaki, dki, bagus, warga, informasi, masyarakat</i>
Vaksin Covid-19	<i>vaksin, daftar, jaki, aplikasi, mudah, tolong, jakarta, ya</i>
Fitur JAKI	<i>Bagus, keren, aplikasi, survey, daftar, vaksin, lapor, nilai, pakai, penuh</i>
Vaksin Covid-19	<i>Aplikasi, vaksin, bad, iya, jaki, benerin, Ganti, daftar, lapor, alas</i>
Tidak Bisa Diakses	<i>Aplikasi, vaksin, bad, iya, jaki, benerin, Ganti, daftar, lapor, alas</i>
Bug dan Error	<i>gateway, vaksin, aplikasi, daftar, tanggal, jaki, masuk, salah, cek, error</i>

Selanjutnya, peneliti melakukan proses validasi dengan pengguna aplikasi JAKI. Langkah ini dilakukan untuk memastikan bahwa hasil pemodelan topik benar-benar relevan dengan pengalaman nyata pengguna. Proses validasi dilakukan melalui survei kepada lima responden dengan menggunakan daftar pertanyaan tertutup. Hasil wawancara tersebut dapat dilihat pada Tabel 7.

Secara keseluruhan, hasil validasi menunjukkan bahwa sebagian besar topik yang dihasilkan dari proses *topic modelling* memang mencerminkan pengalaman nyata pengguna. Tingginya tingkat

kesesuaian jawaban antarresponden memberikan kepercayaan tambahan terhadap interpretasi dan kegunaan topik-topik yang diekstraksi, sehingga dapat menjadi dasar yang kuat bagi pengembangan dan perbaikan aplikasi di masa mendatang.

Validasi tambahan dilakukan terhadap topik vaksinasi Covid-19, yang memperoleh tanggapan beragam dari responden, dengan hanya satu partisipan (P3) yang menyatakan topik tersebut masih relevan. Wawancara ini dilakukan dengan pengguna JAKI yang telah menggunakan aplikasi sejak periode pendaftaran vaksinasi Covid-19 pada tahun 2021. Temuan ini menunjukkan bahwa topik tersebut mungkin tidak lagi dianggap netral oleh sebagian besar pengguna, atau bahkan tumpang tindih dengan sentimen positif maupun negatif. Setelah dilakukan penelusuran lebih lanjut, diketahui bahwa layanan vaksinasi Covid-19 saat ini sudah dianggap tidak lagi relevan, sehingga banyak pengguna tidak mengetahui keberadaan atau ketersediaan fitur vaksinasi Covid-19 dalam aplikasi JAKI.

Tabel 7. Validasi Pengguna

Sentimen	Topik	P1	P2	P3	P4	P5
Positif	Transformasi Digital	✓	✓	✓	✓	✓
	Cepat dan Responsif	✓	✓	✓	✓	✓
	Kepuasan	✓	✓	✓	✓	✓
Netral	Bantuan Sosial	✓	✓	✓	✓	✓
	Vaksin Covid-19	x	x	✓	x	x
	Fitur JAKI	✓	✓	✓	✓	✓
Negatif	Vaksin Covid-19		x	✓	x	x
	Tidak Bisa Diakses	✓	✓	✓	✓	✓
	Bug dan Error	✓	✓	✓	✓	✓

Topik vaksin Covid-19 hanya satu partisipan (P3) yang menyatakan topik tersebut masih relevan. Temuan ini menunjukkan bahwa topik ini kemungkinan tidak lagi termasuk sebagai sentimen. Berdasarkan hasil penelusuran lanjutan, diketahui bahwa layanan ini sudah dianggap tidak lagi relevan, seiring dengan berakhirnya program vaksinasi massal. Akibatnya, sebagian besar pengguna tidak lagi menyadari keberadaan maupun ketersediaan fitur layanan ini dalam aplikasi JAKI.

Langkah selanjutnya adalah menyusun rekomendasi untuk setiap topik yang dihasilkan melalui proses pemodelan topik. Pada tahap ini, topik-topik yang termasuk dalam kategori sentimen positif tidak disertakan, karena dianggap sebagai kelebihan atau kekuatan dari aplikasi JAKI. Oleh karena itu, rekomendasi hanya difokuskan pada topik-topik yang termasuk dalam kategori sentimen netral dan negatif. Rekomendasi untuk masing-masing topik tersebut disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Topik dan rekomendasi

Topik	Rekomendasi
Bantuan Sosial	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Meningkatkan aksesibilitas dan kejelasan informasi terkait program bantuan sosial, termasuk persyaratan, jadwal, serta proses pendaftarannya.</li> <li>• Menambahkan notifikasi atau pengingat secara <i>real-time</i> di dalam aplikasi untuk memberikan pembaruan terkait informasi bantuan sosial.</li> </ul>
Fitur JAKI	Menambahkan tooltip atau panduan orientasi pengguna ketika fitur tertentu diakses untuk pertama kalinya, agar pengguna memahami fungsi dan cara penggunaan fitur tersebut dengan lebih mudah
Tidak Bisa Diakses	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Memperkuat sistem pemantauan waktu aktif (<i>uptime monitoring</i>) untuk memastikan layanan selalu tersedia dan dapat diakses pengguna.</li> <li>• Menerapkan halaman pemeliharaan (404 halaman tidak dapat diakses) yang menampilkan penjelasan saat suatu fitur tidak dapat diakses.</li> </ul>
Bug dan Error	Menambahkan fitur pelaporan <i>bug</i> secara langsung di dalam aplikasi agar pengguna dapat melaporkan kesalahan atau gangguan sistem dengan cepat dan mudah.

#### 4. KESIMPULAN

Hasil analisis sentimen menggunakan *InSet Lexicon*, yang dikombinasikan dengan *machine learning* melalui metode *Naive Bayes*, menunjukkan bahwa banyak ulasan pengguna memiliki sentimen negatif. Temuan ini mengindikasikan bahwa masih terdapat berbagai permasalahan dan harapan pengguna yang belum terpenuhi dalam interaksi dengan aplikasi JAKI. Sementara itu, sentimen positif dan netral memiliki proporsi yang lebih kecil.

Melalui pemodelan topik menggunakan LDA, ditemukan beberapa tema utama pembahasan dari pengguna. Pada kategori sentimen negatif, pengguna sering menyebutkan permasalahan terkait bug dan sulitnya mengakses aplikasi. Pada kategori sentimen netral, serta ketidakjelasan informasi layanan bantuan sosial dan fitur secara umum. Sementara itu, kategori sentimen positif menyoroti apresiasi terhadap layanan digital dan inovasi yang dihadirkan oleh aplikasi JAKI.

Penelitian ini menghasilkan beberapa rekomendasi perbaikan dari topik dengan sentimen negatif dan netral, meliputi penguatan sistem pemantauan waktu aktif (*uptime monitoring*), penambahan notifikasi *real-time* untuk pembaruan informasi bantuan sosial, penyediaan panduan awal penggunaan yang lebih jelas, serta penambahan fitur pelaporan *bug* secara langsung di dalam aplikasi.

## 5. LIMITASI DAN RISET SELANJUTNYA

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Proses pelabelan sentimen dilakukan menggunakan *InSet Lexicon*, yaitu metode berbasis kamus yang dirancang untuk bahasa Indonesia. Meskipun metode ini efisien, akurasi klasifikasi yang diperoleh hanya mencapai 65%. Nilai ini relatif rendah karena pendekatan berbasis kamus belum mampu sepenuhnya menangkap makna kontekstual kalimat, termasuk ungkapan informal, sarkasme, maupun pernyataan pengguna yang ambigu. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan menggunakan pelabelan manual atau teknik *supervised learning* dengan dataset beranotasi, agar hasil klasifikasi sentimen menjadi lebih akurat. Pendekatan tersebut juga diharapkan dapat menyaring ulasan non-organik, seperti yang dihasilkan oleh *buzzer* atau *bot* otomatis, yang sering kali tidak terdeteksi oleh metode berbasis kamus. Selain itu, analisis longitudinal terhadap umpanbalik pengguna juga perlu dilakukan untuk memantau perubahan sentimen publik terhadap pembaruan fitur atau kebijakan, sehingga dapat mendukung strategi pengembangan layanan yang lebih adaptif dan berkelanjutan.

Penelitian selanjutnya disarankan untuk melibatkan *expert judgment* dari pengembang aplikasi JAKI, yang bertujuan untuk memvalidasi hasil temuan dan rekomendasi secara teknis, serta memastikan relevansi antara hasil analisis dan kebutuhan aktual dalam proses pengembangan aplikasi.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Dr. V. Aravindh R, "E-governance applications and their positive effects on public policy," *Futuristic Trends in Management Volume 3 Book 24*, pp. 222–226, Feb. 2024, doi: [10.58532/V3BHMA24CH27](https://doi.org/10.58532/V3BHMA24CH27).
- [2] T. Aamir, M. B. Chhetri, M. A. P. Chamikara, and M. Grobler, "Government Mobile Apps: Analysing Citizen Feedback via App Reviews," in *Proceedings - 2023 38th IEEE/ACM International Conference on Automated Software Engineering, ASE 2023*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2023, pp. 1858–1863. doi: [10.1109/ASE56229.2023.00190](https://doi.org/10.1109/ASE56229.2023.00190).
- [3] M. A. H. Siallagan and A. W. Wijayanto, "Sentiment Analysis and Topic Modelling on Crowdsourced Data," *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, 2023, doi: [10.24014/ijaidm.v7i1.24777](https://doi.org/10.24014/ijaidm.v7i1.24777).
- [4] U. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, and P. Smyth, "From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases," *AI Mag*, vol. 17, no. 3, p. 37, Mar. 1996, doi: [10.1609/aimag.v17i3.1230](https://doi.org/10.1609/aimag.v17i3.1230).
- [5] C. R. do Prado, S. M. Peres, and M. Fantinato, "Decision Making in Public Administration Supported by Knowledge Discovery: A Case Study in Project Management," p. 53, 2015, doi: [10.5555/2814058.2814124](https://doi.org/10.5555/2814058.2814124).
- [6] S. Okuboyejo, "Examining Users' Concerns while Using Mobile Learning Apps," *International Journal of Interactive Mobile Technologies*, vol. 15, no. 15, pp. 47–58, 2021, doi: [10.3991/ijim.v15i15.22345](https://doi.org/10.3991/ijim.v15i15.22345).
- [7] E. Erniyati, P. Harsani, M. Mulyati, and L. D. Fahriza, "Topic Modeling LDA and SVM in Sentiment Analysis of Hotel Reviews," *Komputasi*, 2023, doi: [10.33751/komputasi.v20i2.7604](https://doi.org/10.33751/komputasi.v20i2.7604).
- [8] W. Luiz *et al.*, "A Feature-Oriented Sentiment Rating for Mobile App Reviews," *The Web Conference*, pp. 1909–1918, 2018, doi: [10.1145/3178876.3186168](https://doi.org/10.1145/3178876.3186168).
- [9] S. Roiqoh, B. Zaman, and K. Kartono, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek Ulasan Aplikasi Mobile JKN dengan Lexicon Based dan Naïve Bayes," *Jurnal media informatika Budidarma*, 2023, doi: [10.30865/mib.v7i3.6194](https://doi.org/10.30865/mib.v7i3.6194).
- [10] H. M. Puspasari, I. Z. Mustaqim, A. T. Utami, R. Syalevi, and Y. Ruldeviyani, "Evaluation of Indonesia's police public service platforms through sentiment and thematic analysis," *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, 2024, doi: [10.11591/ijai.v13.i2.pp1596-1607](https://doi.org/10.11591/ijai.v13.i2.pp1596-1607).
- [11] A. P. Al Aufar and A. Romadhony, "Aspect-based Sentiment Analysis on Beauty Product Reviews using BERT and Long Short-Term Memory," *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, vol. 14, no. 2, pp. 364–373, 2025, doi: [10.23887/janapati.v14i2.94392](https://doi.org/10.23887/janapati.v14i2.94392).
- [12] P. Arora and P. Arora, "Mining Twitter Data for Depression Detection," *2019 International Conference on Signal Processing and Communication, ICSC 2019*, pp. 186–189, 2019, doi: [10.1109/ICSC45622.2019.8938353](https://doi.org/10.1109/ICSC45622.2019.8938353).
- [13] G. Z. Nabiihah, I. N. Alam, E. S. Purwanto, and M. F. Hidayat, "Indonesian multilabel classification using IndoBERT embedding and MBERT classification," *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 14, no. 1, pp. 1071–1078, Feb. 2024, doi: [10.11591/ijece.v14i1.pp1071-1078](https://doi.org/10.11591/ijece.v14i1.pp1071-1078).
- [14] G. A. Ruz, P. A. Henríquez, and A. Mascareño, "Sentiment analysis of Twitter data during critical events through Bayesian networks classifiers," *Future Generation Computer Systems*, vol. 106, pp. 92–104, May 2020, doi: [10.1016/j.future.2020.01.005](https://doi.org/10.1016/j.future.2020.01.005).
- [15] Z. Yang and H. Men, "Natural Language Processing of COVID-19 Reports Involving China in New York Times —a Machine-based Framing Study of Media Language," in *Proceedings of the 2022 6th International Conference on Natural Language Processing and Information Retrieval*, in NLPPIR '22. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2023, pp. 137–143. doi: [10.1145/3582768.3582785](https://doi.org/10.1145/3582768.3582785).
- [16] Rong. Tong, *Proceedings of the 2017 International Conference on Asian Language Processing (IALP) : 5-7 December 2017, National University of Singapore, Singapore*. IEEE, 2017.
- [17] Dewi Widyawati and Amaliah Faradibah, "Comparison Analysis of Classification Model Performance in Lung Cancer Prediction Using Decision Tree, Naive Bayes, and Support Vector Machine," *Indonesian Journal of Data and Science*, vol. 4, no. 2, pp. 80–89, 2023, doi: [10.56705/ijodas.v4i2.76](https://doi.org/10.56705/ijodas.v4i2.76).
- [18] M. Fahmy Amin, "Confusion Matrix in Three-class Classification Problems: A Step-by-Step Tutorial," *Journal of Engineering Research*, vol. 7, no. 1, pp. 0–0, 2023, doi: [10.21608/erjeng.2023.296718](https://doi.org/10.21608/erjeng.2023.296718).