

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Rizaldi et al., (2023) menyatakan bahwa kemajuan teknologi yang terus berkembang di Indonesia telah memberikan dampak besar pada berbagai aspek kehidupan. Salah satu bentuk pemanfaatannya adalah penggunaan teknologi informasi oleh pemerintah untuk menyediakan layanan dan informasi kepada masyarakat. Menurut Tarwoto et al., (2025) Pemanfaatan aplikasi *mobile* semakin luas dan berperan penting dalam berbagai sektor termasuk sektor kesehatan, Untuk mendukung kemudahan peserta dalam memperoleh layanan kesehatan, BPJS Kesehatan menghadirkan aplikasi *Mobile JKN* pada tahun 2017. Vol, (2025) menyatakan bahwa melalui aplikasi ini, peserta dapat memanfaatkan berbagai layanan kesehatan secara lebih mudah, seperti pendaftaran antrean pada fasilitas kesehatan tingkat pertama maupun rujukan lanjutan, konsultasi dokter online, pengecekan riwayat layanan dan pembayaran, pembaruan data peserta, serta akses informasi mengenai lokasi fasilitas kesehatan, ketersediaan tempat tidur, jadwal operasi, dan besaran iuran.

Menurut Fristtikasari et al., (2024) sebagai aplikasi dengan jumlah pengguna yang besar dan cakupan layanan nasional, *Mobile JKN* memperoleh banyak ulasan pada *Google Play Store*. Platform tersebut menyediakan informasi berupa deskripsi aplikasi, rating, dan komentar pengguna yang dapat dimanfaatkan untuk menilai kualitas layanan. Paramitha et al., (2025) menjelaskan bahwa sampai saat ini, *Mobile JKN* telah diunduh lebih dari 10 juta kali, tetapi masih banyak pengguna yang memberikan ulasan kurang puas terhadap aplikasi tersebut. Puspita Sari et al., (2025) menyatakan bahwa banyaknya ulasan tersebut membuat perusahaan kesulitan melakukan evaluasi secara manual karena memerlukan waktu yang lama. Elwanda Putra et al., (2025) mengungkapkan bahwa terdapat ketidaksesuaian antara rating bintang dan isi teks ulasan, sehingga evaluasi berbasis rating saja tidak mampu merepresentasikan sentimen pengguna secara akurat. Selain itu, permasalahan teknis seperti pembaruan aplikasi, proses verifikasi, dan stabilitas sistem sering kali memicu ketidakpuasan pengguna yang jika tidak diatasi,

permasalahan tersebut berpotensi memengaruhi kepercayaan pengguna dan menghambat pemanfaatan aplikasi. Oleh karena itu, analisis ulasan pengguna diperlukan untuk memahami persepsi serta pengalaman mereka. Salah satu pendekatan yang dapat dilakukan adalah analisis sentimen berbasis *machine learning*. Melalui pendekatan ini, hasil klasifikasi sentimen tidak hanya menggambarkan tingkat kepuasan pengguna, tetapi juga dapat digunakan sebagai dasar dalam merumuskan rekomendasi perbaikan layanan *Mobile JKN* berbasis data.

Menurut San Ahmed & Saeed, (2025) Dalam bidang *Natural Language Processing* (NLP) analisis sentimen atau *opinion mining* digunakan untuk mengetahui pendapat atau perasaan yang terdapat pada suatu teks, lalu mengelompokkannya menjadi sentimen positif, negatif, atau netral. Menurut (Salsabila et al., 2023) pada praktiknya, teks ulasan bersifat tidak terstruktur, sehingga perlu ditransformasi menjadi data terstruktur agar dapat diolah lebih lanjut. Dengan adanya analisis sentimen, tingkat kepuasan pengguna terhadap aplikasi dapat diidentifikasi berdasarkan opini yang disampaikan dalam ulasan pengguna.

Ma, (2025) mengungkapkan bahwa *Naive Bayes* merupakan salah satu algoritma *machine learning* yang sering diterapkan untuk klasifikasi data karena dapat bekerja secara efektif dengan waktu komputasi yang relatif singkat dan mampu mengolah data yang kompleks dan mempertahankan kinerja yang baik meskipun jumlah data latih terbatas. Selain itu Nurian et al., (2024) juga menjelaskan *Naive Bayes* merupakan metode klasifikasi yang berasumsi bahwa setiap atribut bersifat saling bebas satu sama lain jika diketahui kelasnya. Menurut Tanggraeni & Sitokdana, (2022) dalam analisis sentimen, algoritma ini digunakan sebagai metode untuk memprediksi apakah suatu ulasan termasuk kategori positif, negatif, atau netral.

Berdasarkan penelitian Mareta et al., (2025) *Naive Bayes* mampu menghasilkan performa yang lebih unggul dibandingkan algoritma *Decision Tree* maupun KNN. dalam analisis sentimen ulasan aplikasi Gojek dengan menggunakan 1.000 data ulasan, *Naive Bayes* menghasilkan akurasi 83,5%, sedangkan *Decision Tree* sebesar 82,8% dan KNN sebesar 80,4%. Sementara itu, penelitian No et al., (2025) pada

ulasan Traveloka yang menggunakan *Multinomial Naive Bayes* menunjukkan bahwa *Naive Bayes* mampu memberikan gambaran mengenai kepuasan maupun keluhan pengguna aplikasi perjalanan online dengan melibatkan 1.500 data ulasan. Dari hasil pengolahan data, sebanyak 461 ulasan teridentifikasi sebagai positif dan 543 ulasan sebagai negatif. Hasil kedua penelitian tersebut memperkuat temuan bahwa *Naive Bayes* merupakan algoritma yang efektif dan banyak dimanfaatkan dalam text mining, khususnya untuk analisis sentimen karena mampu memberikan akurasi yang baik.

Menurut Negara et al., (2020) performa *Naive Bayes* sangat dipengaruhi oleh banyaknya fitur yang dihasilkan dari teks hasil *TF-IDF*. Namun, tidak semua kata memiliki pengaruh penting terhadap penentuan sentimen sehingga keberadaan fitur yang tidak relevan dapat memengaruhi kinerja dan efisiensi model klasifikasi. Jumlah fitur yang besar dapat memperlambat komputasi dan menurunkan akurasi. Oleh karena itu, diperlukan seleksi fitur untuk memilih kata-kata yang paling relevan serta memiliki kontribusi terbesar dalam membedakan kelas sentimen positif, negatif, dan netral.

Negara et al., (2020) juga menjelaskan bahwa Proses pemilihan fitur menggunakan metode *Information Gain* untuk menilai seberapa besar kontribusi muncul atau tidak munculnya suatu kata dalam membantu menentukan kelas yang tepat. Dalam penerapannya, *Information Gain* digunakan untuk menyaring fitur-fitur yang paling berpengaruh sehingga kinerja atau akurasi sistem klasifikasi menjadi lebih baik. Tujuannya adalah menurunkan jumlah dimensi fitur yang digunakan sekaligus meningkatkan ketepatan hasil klasifikasi.

Pada Penelitian Yuliana Nogo Welan et al., (2025) menunjukkan bahwa *Information Gain* dapat meningkatkan akurasi model dalam analisis sentimen ulasan aplikasi Identitas Kependudukan Digital (IKD). Selanjutnya Pada penelitian Amzar et al., (2024) menunjukkan bahwa model dengan seleksi fitur *Information Gain* memberikan performa yang lebih baik dibandingkan model tanpa seleksi fitur. Penggunaan *Information Gain* yang mengurangi jumlah fitur dari 1.106 menjadi 536 mampu meningkatkan akurasi dari 82,91% menjadi 85,09%, presisi dari 83,96% menjadi 85,79%, serta recall dari 90,23% menjadi 92,09%. Hal ini

membuktikan bahwa seleksi fitur berperan penting dalam meningkatkan efektivitas proses klasifikasi.

Selain banyaknya fitur, dataset ulasan juga sering mengalami ketidakseimbangan kelas. Dalam penelitian Kurniawan et al., (2025) membandingkan penanganan data tidak seimbang menggunakan data original, augmentasi data, dan *SMOTE*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa data original menghasilkan akurasi 53,65% augmentasi data menghasilkan akurasi sebesar 58,62%, sedangkan penerapan *SMOTE* mampu meningkatkan akurasi menjadi 65,72%. Penerapan *SMOTE* terbukti memberikan performa yang lebih baik dibandingkan data original, *augmentasi* data dalam menangani ketidakseimbangan data, sehingga mampu meningkatkan kualitas hasil klasifikasi.

Pada penelitian Algoritme et al., (2024) dan Yulianto et al., (2025) Dataset yang tidak seimbang membuat model lebih cenderung memperhatikan kelas *mayoritas* saja dan kesulitan dalam mengenali kelas *minoritas*, sehingga menghasilkan klasifikasi yang bias. Setelah penerapan *SMOTE* (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*), performa model menjadi lebih seimbang karena data *minoritas* diperbanyak secara sintetis, memungkinkan model mempelajari pola sentimen dengan lebih baik dan meningkatkan akurasi.

Meskipun kombinasi *Naive Bayes* dan *Information Gain* mampu menghasilkan sistem klasifikasi sentimen yang optimal dan ringan secara komputasi, hasil klasifikasi tersebut hanya memberikan label sentimen secara umum tanpa menjelaskan substansi permasalahan yang dihadapi pengguna. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan tambahan yang mampu mengidentifikasi isu atau topik dominan yang dibahas pengguna dalam ulasan aplikasi.

Pada Penelitian Pratiwi et al., (2025) membandingkan *BERTopic*, *Latent Dirichlet Allocation (LDA)*, dan *Non-Negative Matrix Factorization (NMF)* pada ulasan pengguna aplikasi *GoPartner* menunjukkan bahwa *LDA* memiliki kualitas topik yang lebih baik dibandingkan *NMF*. *LDA* menunjukkan topik yang lebih mudah dipahami dan representatif terhadap isu yang dibahas pengguna. Penelitian tersebut juga menjelaskan bahwa topik yang dihasilkan *NMF* cenderung kurang konsisten dan sulit diinterpretasikan karena beberapa kata penting muncul berulang

dalam satu topik. Oleh karena itu, penelitian ini menambahkan pendekatan *Topic Modelling* dengan metode *Latent Dirichlet Allocation (LDA)* untuk mengekstraksi topik-topik tersembunyi dari setiap kategori sentimen, sehingga dapat diketahui isu spesifik apa saja yang paling sering muncul dalam ulasan pengguna *Mobile JKN*. Ramli & Ratnasari, (2025) menyatakan bahwa *LDA* dipilih karena sifatnya yang lebih stabil, mudah diimplementasikan kembali, serta lebih mampu menjelaskan makna pada dokumen pendek berjumlah besar. Hal ini membuat *LDA* sangat tepat digunakan untuk menangkap pola opini yang muncul dalam ulasan pengguna di platform daring.

Dari berbagai penelitian yang telah dilakukan, belum ditemukan penelitian yang berfokus pada analisis sentimen ulasan *Mobile JKN* dengan menerapkan kombinasi metode *Naive Bayes*, *Information Gain*, serta pemodelan topik menggunakan *Latent Dirichlet Allocation (LDA)* dalam satu kerangka penelitian. Penelitian yang dilakukan oleh Roiqoh et al., (2023) pada ulasan Aplikasi *Mobile JKN* menggunakan *Naive Bayes* namun belum menerapkan seleksi fitur sehingga berpotensi menimbulkan *overfitting* dan kurang efisien pada data berukuran besar. Penelitian lain yang dilakukan oleh Tarwoto et al., (2025) dalam analisis sentimen ulasan *Mobile JKN* menggunakan *IndoBERT*, metode tersebut membutuhkan sumber daya komputasi besar dan tidak memberikan interpretasi fitur secara eksplisit. Selain itu, penelitian oleh Eni et al., (2025) telah mengombinasikan analisis sentimen dan *topic modelling* pada ulasan *Mobile JKN* menggunakan *Random Forest* dan *Latent Dirichlet Allocation (LDA)*. Penelitian tersebut berhasil mengidentifikasi delapan topik utama dengan akurasi klasifikasi sebesar 96%. Meskipun demikian, penelitian tersebut belum menerapkan algoritma *Naive Bayes* maupun seleksi fitur *Information Gain* untuk mengoptimalkan proses klasifikasi sentimen.

Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model analisis sentimen yang mampu mengelompokkan opini pengguna *Mobile JKN* yang tepat dan dapat memberikan gambaran yang lebih akurat mengenai pandangan masyarakat terhadap kualitas layanan yang tersedia pada aplikasi tersebut. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan dapat memberikan kontribusi sebagai referensi bagi penelitian selanjutnya khususnya yang membahas analisis sentimen pada aplikasi layanan

kesehatan digital dengan memanfaatkan metode *Naive Bayes*, *Information Gain*, dan *Latent Dirichlet Allocation (LDA)*.

1.2 Perumusan Masalah

1.2.1 Permasalahan

1. Jumlah ulasan pengguna *Mobile JKN* di *Google Play Store* sangat banyak dan beragam sehingga sulit dianalisis secara manual.
2. Terdapat ketidaksesuaian label antara rating bintang dan isi teks ulasan pengguna *Mobile JKN*, sehingga pelabelan berbasis rating saja berpotensi menghasilkan sentimen yang tidak akurat.
3. Hasil klasifikasi sentimen hanya memberikan label kategori positif, negatif dan netral tanpa menjelaskan permasalahan spesifik yang dikeluhkan oleh pengguna.

1.2.2 Metode Usulan

Penelitian ini mengusulkan penerapan analisis sentimen pada ulasan pengguna *Mobile JKN* dengan menggunakan algoritma *Naive Bayes* sebagai metode klasifikasi. Untuk mengatasi permasalahan ketidakseimbangan data digunakan metode *SMOTE*, sedangkan *Information Gain* diterapkan sebagai teknik seleksi fitur untuk memilih kata-kata yang paling relevan.

Untuk melengkapi hasil analisis sentimen, penelitian ini juga memanfaatkan metode *Latent Dirichlet Allocation (LDA)* dalam proses pemodelan topik. Melalui metode ini, berbagai topik utama yang terkandung dalam setiap kelompok sentimen dapat diidentifikasi dan dianalisis lebih lanjut.

1.2.3 Pertanyaan Penelitian

1. Bagaimana pengaruh penerapan *SMOTE* dalam menangani ketidakseimbangan data terhadap performa model *Naive Bayes* pada ulasan pengguna *Mobile JKN*?
2. Apakah penerapan seleksi fitur *Information Gain* mampu meningkatkan performa akurasi algoritma *Naive Bayes* dibandingkan model tanpa seleksi fitur pada ulasan pengguna *Mobile JKN*?

3. Apa saja topik utama yang paling sering muncul dalam ulasan pengguna *Mobile JKN* berdasarkan hasil analisis menggunakan metode *Latent Dirichlet Allocation (LDA)*?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan Pertanyaan penelitian yang telah dijelaskan, tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mengetahui pengaruh penerapan *SMOTE* dalam menangani ketidakseimbangan data terhadap klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *Naive Bayes*.
2. Mengetahui pengaruh penerapan seleksi fitur *Information Gain* terhadap nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-Score* pada klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *Naive Bayes*.
3. Mengetahui topik-topik utama dari setiap kelompok sentimen ulasan menggunakan metode *LDA* untuk memberikan informasi yang lebih spesifik mengenai pengalaman pengguna aplikasi.

1.4 Batasan Masalah

1. Dataset penelitian berupa 5.000 ulasan terbaru pengguna aplikasi *Mobile JKN* yang dikumpulkan dari *Google Play Store*.
2. Penelitian ini hanya dilakukan terhadap ulasan pengguna *Mobile JKN* yang tersedia di *Google Play Store* dan tidak mencakup ulasan dari platform lainnya.
3. Penerapan *LDA* dalam penelitian ini difokuskan untuk menemukan pola isu utama dari hasil klasifikasi sentimen positif, negatif, dan netral.

1.5 Manfaat Penelitian

1. Memberikan masukan strategis yang lebih detail karena tidak hanya mengetahui persentase sentimen, tetapi juga mengetahui poin-poin permasalahan (topik) yang paling banyak dikeluhkan pengguna melalui hasil ekstraksi *LDA*, Informasi yang diekstrak dari ulasan negatif dapat digunakan untuk memperbaiki sistem yang ada, sedangkan informasi yang

diekstrak dari ulasan positif dapat digunakan untuk mempertahankan sistem yang berjalan.

2. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memperkaya literatur dan menambah pemahaman dalam bidang *text mining*, terutama terkait penerapan metode *Naive Bayes*, *SMOTE*, *Information Gain*, dan *Latent Dirichlet Allocation (LDA)* pada analisis sentimen serta pemodelan topik. Penelitian ini juga diharapkan dapat digunakan sebagai bahan rujukan untuk penelitian sejenis di masa mendatang.
3. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi sumber informasi dan bahan kajian akademik terkait penerapan analisis sentimen dan *topic modelling* pada data ulasan pengguna aplikasi.

1.6 Sistematika Penulisan

Adapun sistematika penulisan skripsi ini terdiri atas lima bab, yaitu sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi uraian mengenai alasan dilakukannya penelitian, permasalahan yang diteliti, metode yang diusulkan, dan pertanyaan penelitian. Selain itu, dijelaskan pula tujuan, batasan, dan manfaat penelitian sehingga pembaca dapat memahami fokus serta ruang lingkup penelitian yang dibahas.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini berisi teori-teori dan penelitian terdahulu yang mendukung penelitian. Pembahasan pada bab ini meliputi konsep analisis sentimen, *text mining*, *preprocessing* data teks, *TF-IDF*, *SMOTE*, algoritma *Naive Bayes*, seleksi fitur *Information Gain*, serta *topic modelling* menggunakan *Latent Dirichlet Allocation (LDA)*.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini memaparkan langkah-langkah penelitian yang dilakukan secara sistematis. Tahapan yang dibahas meliputi pengumpulan data ulasan melalui teknik *web scraping*, pelabelan data, pengolahan teks, ekstraksi fitur menggunakan *TF-IDF*, penyeimbangan data dengan *SMOTE*, pemilihan fitur menggunakan *Information Gain*, klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes*, serta

analisis topik menggunakan *Latent Dirichlet Allocation (LDA)*. Kinerja model kemudian dievaluasi menggunakan *confusion matrix* berdasarkan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini berisi hasil implementasi dan pembahasan dari tahapan penelitian yang telah dilakukan. Pembahasan meliputi hasil pengumpulan data, *preprocessing*, distribusi sentimen, hasil pengujian klasifikasi sentimen pada setiap skenario, perbandingan performa model sebelum dan sesudah penerapan *SMOTE* serta *Information Gain*, hasil *topic modelling* menggunakan *LDA*.

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dan saran berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan. Kesimpulan memuat ringkasan hasil analisis sentimen dan *topic modelling* pada ulasan aplikasi *Mobile JKN*, sedangkan saran ditujukan sebagai bahan pengembangan bagi penelitian selanjutnya agar dapat menggunakan metode atau pendekatan yang lebih optimal dalam meningkatkan performa analisis sentimen.