

Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi MyTelkomsel Menggunakan TF-IDF dan Random Forest

Sentiment Analysis of MyTelkomsel App User Reviews Using TF-IDF and Random Forest

Rizki Ariyani^{1,*}, Masimbangan Sabarina Harlina², Masimbangan Susana Herawati¹

¹ Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Gunadarma

² Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Gunadarma

Jl. Margonda Raya No. 100, 16421, Depok, Indonesia

Email : ^{1,*}rizkiariyani@staff.gunadarma.ac.id, ²harlina@staff.gunadarma.ac.id, ³msherawati@staff.gunadarma.ac.id

Correspondence Author Email: rizkiariyani@staff.gunadarma.ac.id

Received: 16-09-2026, Revised: 04/10/2026, Accepted: 04/10/2026 Published: 05/10/2026

Abstrak—Perkembangan layanan digital pada sektor telekomunikasi mendorong penyedia layanan untuk terus meningkatkan kualitas aplikasi yang digunakan oleh pelanggan. Aplikasi MyTelkomsel menjadi salah satu media utama bagi pengguna dalam mengakses berbagai layanan Telkomsel, sehingga ulasan yang diberikan pengguna di Google Play Store dapat menjadi sumber informasi penting untuk mengetahui tingkat kepuasan serta permasalahan yang dialami pengguna. Namun, jumlah ulasan yang terus meningkat menyebabkan proses analisis secara manual menjadi kurang efektif, membutuhkan waktu yang lama, dan berpotensi menghasilkan penilaian yang subjektif. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel dengan menerapkan pembobotan Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) sebagai metode ekstraksi fitur dan algoritma Random Forest sebagai metode klasifikasi sentimen. Data penelitian diperoleh melalui proses scraping ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel pada Google Play Store. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, preprocessing teks yang terdiri atas cleaning, case folding, normalisasi, tokenisasi, stopword removal, dan stemming, dilanjutkan dengan pembobotan TF-IDF, pelabelan sentimen, proses klasifikasi menggunakan Random Forest, serta evaluasi model menggunakan confusion matrix, accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Random Forest dengan fitur TF-IDF mampu menghasilkan performa klasifikasi dengan nilai accuracy sebesar 81,91%, precision sebesar 76,77%, recall sebesar 81,91%, dan F1-score sebesar 79,11%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi metode TF-IDF dan Random Forest mampu mengidentifikasi pola sentimen pada ulasan pengguna dengan tingkat performa yang baik. Penelitian ini memberikan informasi mengenai kecenderungan opini pengguna terhadap kualitas layanan aplikasi MyTelkomsel serta dapat menjadi bahan evaluasi bagi pengembang dalam meningkatkan kualitas layanan dan pengalaman pengguna.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; MyTelkomsel; Google Play Store; TF-IDF; Random Forest; Text Mining

Abstract—The development of digital services in the telecommunications sector encourages service providers to continuously improve the quality of applications used by customers. The MyTelkomsel application has become one of the main media for users to access various Telkomsel services, so that reviews provided by users on the Google Play Store can be an important source of information to determine the level of satisfaction and problems experienced by users. However, the increasing number of reviews makes the manual analysis process less effective, takes a long time, and has the potential to produce subjective assessments. This study aims to analyze the sentiment of MyTelkomsel application user reviews by applying Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) weighting as a feature extraction method and the Random Forest algorithm as a sentiment classification method. The research data was obtained through the process of scraping MyTelkomsel application user reviews on the Google Play Store. The research stages include data collection, text preprocessing consisting of cleaning, case folding, normalization, tokenization, stopword removal, and stemming, followed by TF-IDF weighting, sentiment labeling, classification process using Random Forest, and model evaluation using a confusion matrix, accuracy, precision, recall, and F1-score. The results showed that the Random Forest model with TF-IDF features achieved classification performance with an accuracy of 81.91%, a precision of 76.77%, a recall of 81.91%, and an F1-score of 79.11%. These results indicate that the combination of TF-IDF and Random Forest methods is capable of identifying sentiment patterns in user reviews with good performance. This study provides information on the trends in user opinions regarding the service quality of the MyTelkomsel application and can serve as evaluation material for developers in improving service quality and user experience.

Keywords: Sentiment Analysis; MyTelkomsel; Google Play Store; TF-IDF; Random Forest; Text Mining

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong perusahaan telekomunikasi untuk menyediakan layanan digital yang semakin inovatif guna memenuhi kebutuhan pelanggan. Salah satu bentuk transformasi digital tersebut adalah hadirnya aplikasi MyTelkomsel, yang berfungsi sebagai media utama bagi pelanggan dalam mengakses berbagai layanan, seperti pembelian paket internet, pembayaran tagihan, pengecekan pulsa, penukaran Telkomsel Poin, hingga penyampaian informasi dan promosi. Sebagai aplikasi yang digunakan oleh jutaan pelanggan, MyTelkomsel menerima berbagai ulasan melalui Google Play Store yang mencerminkan pengalaman pengguna terhadap kualitas layanan yang diberikan. Ulasan tersebut berisi beragam opini, baik berupa apresiasi terhadap kemudahan penggunaan aplikasi maupun keluhan terkait gangguan sistem, performa aplikasi, maupun layanan pelanggan. Informasi yang terkandung dalam ulasan pengguna memiliki nilai yang sangat penting sebagai bahan evaluasi bagi pengembang untuk meningkatkan kualitas aplikasi. Namun, banyaknya jumlah ulasan yang terus bertambah setiap hari menyebabkan proses identifikasi opini secara manual

menjadi tidak efisien, membutuhkan waktu yang lama, serta rentan terhadap subjektivitas dalam proses penilaian [1],[2],[3].

Permasalahan tersebut mendorong perlunya suatu pendekatan yang mampu mengolah data ulasan secara otomatis sehingga informasi yang terkandung di dalamnya dapat dimanfaatkan secara optimal. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah Analisis Sentimen (Sentiment Analysis), yaitu teknik dalam bidang *text mining* dan *Natural Language Processing* (NLP) yang bertujuan untuk mengidentifikasi kecenderungan opini pengguna ke dalam kategori sentimen positif, negatif, maupun netral. Melalui analisis sentimen, ribuan bahkan puluhan ribu ulasan dapat diproses secara cepat sehingga menghasilkan gambaran umum mengenai tingkat kepuasan pengguna terhadap suatu aplikasi. Hasil analisis tersebut dapat digunakan oleh pengembang sebagai dasar dalam menentukan prioritas perbaikan fitur, meningkatkan kualitas layanan, serta memahami kebutuhan pengguna berdasarkan data yang diperoleh dari ulasan pada Google Play Store.

Dalam implementasinya, analisis sentimen memerlukan tahapan ekstraksi fitur agar data teks yang bersifat tidak terstruktur dapat diubah menjadi representasi numerik yang dapat diproses oleh algoritma *machine learning*. Salah satu metode ekstraksi fitur yang paling banyak digunakan adalah Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF). Metode ini memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan tingkat kemunculan kata dalam suatu dokumen dan keseluruhan kumpulan dokumen, sehingga mampu menonjolkan kata-kata yang memiliki tingkat kepentingan tinggi dalam proses klasifikasi. Setelah proses pembobotan dilakukan, data kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma Random Forest, yaitu algoritma *ensemble learning* yang membangun banyak pohon keputusan (*decision tree*) dan menggabungkan hasil prediksinya melalui mekanisme *majority voting*. Kombinasi TF-IDF dan Random Forest dinilai efektif dalam analisis sentimen karena mampu menghasilkan representasi fitur yang baik sekaligus meningkatkan akurasi klasifikasi terhadap data teks [4],[5],[6].

Random Forest dipilih dalam penelitian ini karena memiliki sejumlah keunggulan dibandingkan algoritma klasifikasi lainnya. Algoritma ini mampu mengurangi risiko *overfitting* melalui pembentukan banyak pohon keputusan, memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data berdimensi tinggi seperti hasil pembobotan TF-IDF, serta relatif stabil ketika digunakan pada dataset yang memiliki jumlah fitur yang besar. Selain itu, Random Forest tidak hanya memberikan performa klasifikasi yang tinggi, tetapi juga memiliki ketahanan terhadap *noise* dan ketidakseimbangan data dibandingkan algoritma berbasis pohon keputusan tunggal. Dengan karakteristik tersebut, Random Forest dinilai sesuai untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel yang memiliki variasi kosakata, bahasa informal, singkatan, maupun istilah teknis yang umum digunakan pada media digital.

Penelitian mengenai analisis sentimen terhadap aplikasi digital telah banyak dilakukan sebelumnya. Farin Junita Fauzan, M. Afdal, Rice Novita, dan Mustakim pada tahun 2024 melakukan penelitian berjudul *Implementation of Machine Learning in Sentiment Analysis of The MyTelkomsel Application Using Google Playstore Review Data*. Penelitian tersebut membandingkan algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest pada ulasan pengguna MyTelkomsel dengan dua pendekatan pelabelan, yaitu *lexicon-based* dan pelabelan oleh ahli bahasa. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pelabelan oleh ahli menghasilkan performa yang lebih baik, sedangkan algoritma SVM memperoleh akurasi tertinggi sebesar 83% [7].

Penelitian berikutnya dilakukan oleh Dybio Dompus Hot Asih dan Lindung Parningotan Manik pada tahun 2025 dengan judul *Analisis Sentimen Ulasan Review Aplikasi MyTelkomsel, IndosatM3 dan MyXL di Google Play Store Menggunakan Metode BERT*. Penelitian tersebut menggunakan 600 data ulasan hasil *scraping* Google Play Store dan menerapkan model *pre-trained* BERT untuk mengklasifikasikan sentimen ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan BERT mampu memberikan klasifikasi sentimen yang baik serta menghasilkan informasi yang bermanfaat bagi pengembang dalam mengevaluasi kualitas layanan aplikasi [8].

Selanjutnya, Muhamad Dafa Rizkiyanto dkk pada tahun 2024 melakukan penelitian berjudul *Sentiment Analysis Classification on PLN Mobile Application Reviews using Random Forest Method and TF-IDF Feature Extraction*. Penelitian tersebut menerapkan kombinasi TF-IDF sebagai ekstraksi fitur dan Random Forest sebagai algoritma klasifikasi untuk menganalisis ulasan aplikasi PLN Mobile. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi kedua metode tersebut mampu menghasilkan model klasifikasi yang baik dalam mengidentifikasi sentimen pengguna sehingga dapat dimanfaatkan sebagai dasar evaluasi terhadap kualitas layanan aplikasi [9].

Berdasarkan penelitian-penelitian terdahulu, masih terdapat beberapa Research Gap yang dapat dikembangkan. Sebagian besar penelitian mengenai MyTelkomsel berfokus pada perbandingan berbagai algoritma klasifikasi seperti Support Vector Machine, Naïve Bayes, maupun BERT, sedangkan penelitian yang secara khusus mengimplementasikan kombinasi TF-IDF sebagai metode ekstraksi fitur dan Random Forest sebagai algoritma klasifikasi pada ulasan pengguna MyTelkomsel masih relatif terbatas. Selain itu, beberapa penelitian lebih menitikberatkan pada perbandingan algoritma tanpa membahas secara khusus efektivitas Random Forest dalam mengolah fitur hasil pembobotan TF-IDF terhadap ulasan pengguna aplikasi telekomunikasi. Kondisi tersebut membuka peluang untuk melakukan penelitian lebih lanjut guna mengetahui sejauh mana kombinasi kedua metode tersebut mampu menghasilkan performa klasifikasi yang optimal.

Berdasarkan gap penelitian tersebut, penelitian ini memberikan kontribusi berupa penerapan kombinasi TF-IDF dan Random Forest dalam menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel yang diperoleh melalui proses *scraping* dari Google Play Store. Penelitian ini diharapkan mampu menghasilkan model klasifikasi yang efektif dalam mengelompokkan ulasan ke dalam kategori sentimen positif, negatif, dan netral, serta memberikan gambaran mengenai persepsi pengguna terhadap kualitas layanan aplikasi MyTelkomsel. Selain itu, hasil penelitian diharapkan dapat menjadi bahan evaluasi bagi pihak Telkomsel dalam meningkatkan kualitas layanan digital, sekaligus menjadi referensi bagi

penelitian selanjutnya yang mengembangkan metode analisis sentimen pada aplikasi layanan publik maupun aplikasi berbasis mobile.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Random Forest

Random Forest merupakan salah satu algoritma *machine learning* yang termasuk dalam kategori supervised learning dan digunakan untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi maupun regresi. Algoritma ini diperkenalkan oleh Leo Breiman pada tahun 2001 sebagai pengembangan dari metode *Decision Tree*. Berbeda dengan *Decision Tree* yang hanya membangun satu pohon keputusan, Random Forest membentuk banyak pohon keputusan (*decision tree*) secara acak (*ensemble*) dan menggabungkan hasil prediksi dari seluruh pohon menggunakan mekanisme majority voting pada kasus klasifikasi. Pendekatan ini membuat Random Forest memiliki tingkat akurasi yang lebih baik serta mampu mengurangi risiko *overfitting*. Proses kerja Random Forest diawali dengan teknik Bootstrap Aggregating (Bagging), yaitu pengambilan sampel data secara acak dengan pengembalian (*sampling with replacement*) untuk membentuk beberapa dataset pelatihan. Selanjutnya, setiap pohon keputusan dibangun menggunakan sebagian atribut yang dipilih secara acak pada setiap simpul (*node*). Setelah seluruh pohon terbentuk, masing-masing pohon akan memberikan hasil prediksi, kemudian keputusan akhir ditentukan berdasarkan kelas yang memperoleh suara terbanyak (*majority voting*) [10],[11],[12].

Random Forest memiliki beberapa keunggulan, di antaranya mampu menangani data berdimensi tinggi, memiliki ketahanan terhadap *noise*, menghasilkan performa klasifikasi yang baik, serta tidak mudah mengalami *overfitting*. Algoritma ini juga dapat digunakan pada berbagai jenis data dan relatif stabil dalam menghasilkan prediksi. Oleh karena itu, Random Forest banyak diterapkan dalam berbagai bidang, termasuk analisis sentimen, klasifikasi dokumen, deteksi spam, dan prediksi penyakit. Pada penelitian ini, Random Forest digunakan sebagai algoritma klasifikasi untuk mengelompokkan ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel ke dalam kategori sentimen positif, negatif, dan netral. Sebelum proses klasifikasi dilakukan, data teks terlebih dahulu diekstraksi menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) sehingga setiap ulasan direpresentasikan dalam bentuk vektor numerik. Kombinasi TF-IDF dan Random Forest diharapkan mampu meningkatkan akurasi klasifikasi serta menghasilkan informasi yang dapat digunakan sebagai bahan evaluasi dalam meningkatkan kualitas layanan aplikasi MyTelkomsel [13], [14],[15].

2.2 TF-IDF

Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) merupakan salah satu metode pembobotan kata (*term weighting*) yang banyak digunakan dalam bidang *text mining*, *information retrieval*, dan *Natural Language Processing* (NLP). Metode ini berfungsi untuk mengubah data teks yang bersifat tidak terstruktur menjadi representasi numerik sehingga dapat diproses oleh algoritma *machine learning*. Prinsip dasar TF-IDF adalah memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan tingkat kepentingannya dalam suatu dokumen terhadap keseluruhan kumpulan dokumen (*corpus*). Kata yang sering muncul pada suatu dokumen, tetapi jarang muncul pada dokumen lain, akan memperoleh bobot yang lebih tinggi karena dianggap lebih representatif dalam menggambarkan isi dokumen tersebut. Sebaliknya, kata-kata yang sering muncul pada hampir seluruh dokumen akan memperoleh bobot yang rendah karena memiliki daya pembeda yang kecil [15],[16],[10].

TF-IDF terdiri atas dua komponen utama, yaitu Term Frequency (TF) dan Inverse Document Frequency (IDF). *Term Frequency* digunakan untuk menghitung frekuensi kemunculan suatu kata dalam sebuah dokumen. Semakin sering suatu kata muncul pada dokumen tertentu, maka semakin besar nilai TF yang diperoleh. Namun, frekuensi kemunculan kata saja belum cukup untuk menentukan tingkat kepentingan suatu kata, karena terdapat kata-kata umum yang sering muncul pada banyak dokumen, seperti kata *hubung* atau kata yang bersifat umum. Oleh karena itu, digunakan komponen Inverse Document Frequency (IDF) untuk mengurangi bobot kata-kata yang sering muncul pada seluruh dokumen dan meningkatkan bobot kata-kata yang hanya muncul pada sebagian kecil dokumen. Dengan demikian, kombinasi TF dan IDF mampu menghasilkan representasi fitur yang lebih informatif dibandingkan hanya menggunakan frekuensi kemunculan kata [17],[18],[19].

Dalam analisis sentimen, TF-IDF banyak digunakan sebagai metode ekstraksi fitur sebelum dilakukan proses klasifikasi menggunakan algoritma *machine learning* seperti Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), Decision Tree, Random Forest, maupun Logistic Regression. Setelah melalui tahapan *preprocessing* seperti *cleaning*, *case folding*, tokenisasi, *stopword removal*, dan *stemming*, setiap dokumen akan dikonversi menjadi sebuah vektor numerik berdasarkan bobot TF-IDF dari setiap kata. Representasi numerik tersebut kemudian digunakan sebagai data masukan (*input*) bagi algoritma klasifikasi untuk mempelajari pola hubungan antara kata-kata yang muncul dengan kategori sentimen yang dimiliki oleh setiap dokumen. Oleh karena itu, kualitas pembobotan TF-IDF sangat berpengaruh terhadap performa model klasifikasi yang dihasilkan [20].

2.3 Tahapan Penelitian

a. Identifikasi Masalah



Tahap identifikasi masalah dilakukan untuk menentukan permasalahan yang menjadi fokus penelitian. Pada penelitian ini, permasalahan yang diidentifikasi adalah banyaknya ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel di Google Play Store yang belum dimanfaatkan secara optimal untuk mengetahui tingkat kepuasan pengguna. Ulasan tersebut mengandung berbagai opini, baik positif, negatif, maupun netral, sehingga diperlukan metode analisis sentimen yang mampu mengklasifikasikan opini pengguna secara otomatis. Selain itu, banyaknya jumlah ulasan membuat proses analisis secara manual menjadi kurang efektif dan membutuhkan waktu yang lama.

b. Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data dilakukan dengan memperoleh data ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel dari Google Play Store menggunakan teknik web scraping. Data yang dikumpulkan berupa komentar atau ulasan pengguna beserta informasi pendukung seperti tanggal ulasan dan rating apabila tersedia. Selanjutnya, data hasil scraping diseleksi untuk menghilangkan data yang tidak relevan, duplikasi, maupun data yang kosong sehingga diperoleh dataset yang siap untuk diproses pada tahap berikutnya.

c. Studi Literatur

Tahap studi literatur dilakukan dengan mengumpulkan berbagai referensi yang berkaitan dengan analisis sentimen, text mining, Natural Language Processing (NLP), pembobotan TF-IDF, serta algoritma Random Forest. Referensi diperoleh dari buku, jurnal nasional dan internasional, prosiding, serta sumber ilmiah lainnya. Studi literatur bertujuan untuk memahami konsep teoritis, mengetahui perkembangan penelitian terdahulu, serta menjadi dasar dalam menentukan metode yang digunakan dalam penelitian.

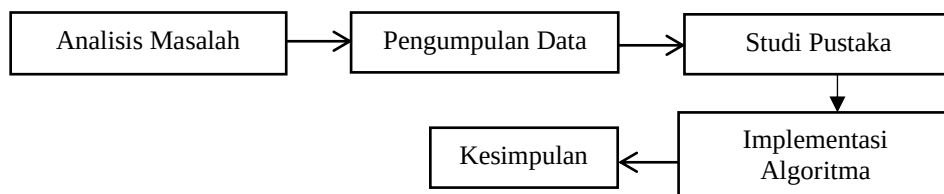
d. Implementasi Algoritma

Tahap penerapan metode merupakan inti dari penelitian. Data ulasan yang telah dikumpulkan terlebih dahulu melalui proses *pre-processing* yang meliputi *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming* untuk menghasilkan data teks yang bersih. Selanjutnya dilakukan pembobotan kata menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) agar setiap kata memiliki representasi numerik berdasarkan tingkat kepentingannya dalam dokumen. Hasil pembobotan kemudian digunakan sebagai masukan bagi algoritma Random Forest untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan menjadi kelas positif, negatif, atau netral. Kinerja model dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix* dengan metrik Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score untuk mengetahui tingkat performa klasifikasi.

e. Kesimpulan

Tahap kesimpulan dilakukan dengan merangkum seluruh hasil penelitian berdasarkan proses analisis dan evaluasi yang telah dilakukan. Kesimpulan memuat tingkat keberhasilan algoritma Random Forest dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel berdasarkan pembobotan TF-IDF, serta menjawab rumusan masalah dan tujuan penelitian. Selain itu, pada tahap ini juga disampaikan saran yang dapat dijadikan acuan untuk penelitian selanjutnya, seperti penggunaan algoritma klasifikasi lain, penambahan jumlah data, atau penerapan teknik optimasi model untuk meningkatkan akurasi hasil analisis.

Dari tahapan ini dapat lebih jelas dapat dilihat pada Gambar 1 berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel yang diperoleh dari Google Play Store melalui proses *scraping* menggunakan bahasa pemrograman Python dengan bantuan pustaka *google-play-scraper*. Teknik *scraping* dipilih karena mampu mengumpulkan data ulasan secara otomatis sehingga proses pengambilan data menjadi lebih efisien dibandingkan pengumpulan secara manual. Data yang diperoleh merupakan ulasan yang diberikan oleh pengguna aplikasi MyTelkomsel, yang berisi berbagai opini, pengalaman, kritik, maupun saran terkait kualitas layanan dan fitur aplikasi. Proses pengambilan data dilakukan dengan mengambil ulasan terbaru (*newest reviews*) menggunakan parameter bahasa Indonesia (*lang='id'*) dan wilayah Indonesia (*country='id'*). Informasi yang dikumpulkan meliputi nama pengguna (*username*), rating, tanggal ulasan, isi ulasan (*review*), serta jumlah *likes* yang diterima oleh setiap ulasan. Dari hasil proses *scraping*, berhasil diperoleh sebanyak 2.514 data ulasan yang selanjutnya digunakan sebagai dataset dalam penelitian ini. Jumlah data tersebut dianggap telah mampu merepresentasikan berbagai persepsi pengguna terhadap aplikasi MyTelkomsel sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam proses analisis sentimen.

Setelah proses pengumpulan data selesai, dataset kemudian melalui tahap pemeriksaan awal untuk memastikan kualitas data sebelum dilakukan *preprocessing*. Tahap ini meliputi identifikasi data yang kosong (*missing values*),

pemeriksaan data duplikat, serta pengecekan kesesuaian format data. Selanjutnya, data yang telah memenuhi kriteria akan diproses pada tahap *preprocessing*, yang terdiri atas *cleaning*, *case folding*, normalisasi, tokenisasi, *stopword removal*, dan *stemming*. Hasil dari tahapan tersebut kemudian digunakan sebagai masukan pada proses ekstraksi fitur menggunakan Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) dan proses klasifikasi sentimen menggunakan algoritma Random Forest.

Dataset sebanyak 2.514 ulasan ini diharapkan mampu memberikan gambaran yang representatif mengenai opini pengguna terhadap aplikasi MyTelkomsel. Dengan jumlah data yang relatif besar dan berasal dari pengguna yang beragam, hasil analisis sentimen diharapkan dapat memberikan informasi yang akurat mengenai kecenderungan sentimen pengguna serta menjadi bahan evaluasi dalam upaya peningkatan kualitas layanan aplikasi MyTelkomsel.

Untuk data hasil scrapping dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Dataset Hasil Scraping Komentar Aplikasi My Telkomsel pada Google Play Store

No.	Username	Rating	Tanggal	Ulasan	Likes
1	Didik Saputro	1	2026-07-15 16:25:03	semakin konyol ... tidak bisa dibuka parah banget.. tolong dibenahi	0
2	anwar syafii	1	2026-07-15 16:12:55	aneh pulsa sering tiba2 hilang.padaahal ga dipake	0
3	Rafindarmawan	5	2026-07-15 16:12:01	hebat cuy	0
4	RWD_ Aheem	1	2026-07-15 16:10:42	my Telkomsel sekarang ga jelas, masuk ke aplikasi saja susahnya minta ampun	0
5	111 - Muhammad Syahruriza Faqih	2	2026-07-15 16:02:51	sinyal bagus, kuotanya mahal2 pilihan kuotanya kaga ada yg berguna	0
6	Suparman Suparman	2	2026-07-15 16:01:53	kenapa makin kesini myTelkomsel makin sulit di buka, khususnya daerah kapuk muara	0
7	King Nando	1	2026-07-15 15:58:58	Lemot aplikasi nya, fitur kurang bisa menyesuaikan kebutuhan. Harga semakin mahal, sinyal tidak begitu kuat, Tidak bisa akses seluruh wilayah	0
8	Rizky aditya sihotang	1	2026-07-15 15:57:53	susah kebuka kaga bisa dipake apk macam apa ini	0
9	Farhan Nugraha	1	2026-07-15 15:49:49	aplikasi berat banget munculin pulsa sama kuota aja lama bnget	0
10	akunggl	1	2026-07-15 15:45:24	kapok udah, beli kuota udah mencet nomor yang mau diisi, eh pas dah bayar malah ke isi ke orang lain, ga lagi dah udah mahal+jaringan kadang lag, ga lagi lagi dah abis duit kuota kga masuk	0
.....					
2.514	Maniac Legend	1	2026-07-07 04:36:05	jaringan jelek terus woy benerin lah udah beli paket mahal mahal jaringan butut terus	0

3.2 Tahapan Preprocessing

Tahap *preprocessing* merupakan proses awal yang dilakukan untuk meningkatkan kualitas data teks sebelum memasuki tahap ekstraksi fitur dan klasifikasi. Data hasil *scraping* dari Google Play Store umumnya masih mengandung berbagai unsur yang tidak relevan, seperti tanda baca, angka, karakter khusus, tautan (*URL*), serta penggunaan huruf kapital, singkatan, dan kata-kata tidak baku yang dapat memengaruhi hasil analisis sentimen. Oleh karena itu, diperlukan serangkaian proses pembersihan dan transformasi data agar teks menjadi lebih terstruktur, konsisten, dan mudah diolah oleh algoritma *machine learning*.

Pada penelitian ini, tahapan *preprocessing* meliputi Cleaning, Case Folding, Normalisasi, Tokenizing, Stopword Removal, dan Stemming. Setiap tahapan memiliki peran yang berbeda dalam mempersiapkan data, mulai dari membersihkan karakter yang tidak diperlukan, menyeragamkan bentuk huruf, mengubah kata tidak baku menjadi kata baku, memecah kalimat menjadi token, menghilangkan kata-kata yang tidak memiliki makna penting, hingga mengembalikan kata ke bentuk dasarnya. Hasil dari proses *preprocessing* ini kemudian digunakan sebagai masukan pada tahap pembobotan Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) sebelum dilakukan proses klasifikasi sentimen menggunakan algoritma Random Forest.

Tabel 2. Hasil Tahapan Preprocessing

No.	Ulasan Asli	Cleaning	Case Folding	Normalisasi	Tokenizing	Stopword Removal	Stemming
1	semakin konyol ... tidak bisa dibuka parah banget.. tolong dibenahi	semakin konyol tidak bisa dibuka parah banget tolong dibenahi	semakin konyol tidak bisa dibuka parah banget tolong dibenahi	semakin konyol tidak bisa dibuka parah banget tolong dibenahi	semakin, konyol, tidak, bisa, dibuka, parah, banget, tolong, dibenahi	konyol dibuka parah banget tolong dibenahi	konyol buka parah banget tolong benah
2	aneh pulsa sering tiba2 hilang.padaahal ga dipake	aneh pulsa sering tiba hilang padahal ga dipake	aneh pulsa sering tiba hilang padahal ga dipake	aneh pulsa sering tiba hilang padahal tidak dipake	aneh, pulsa, sering, tiba, hilang, padahal, tidak, dipake	aneh pulsa hilang dipake	aneh pulsa hilang dipake
3	hebat cuy	hebat cuy	hebat cuy	hebat cuy	hebat, cuy	hebat cuy	hebat cuy
4	my Telkomsel sekarang ga jelas, masuk ke aplikasi saja susahnya minta ampun	my Telkomsel sekarang ga jelas masuk ke aplikasi saja susahnya minta ampun	my telkomsel sekarang ga jelas masuk ke aplikasi saja susahnya minta ampun	my telkomsel sekarang tidak jelas masuk ke aplikasi saja susahnya minta ampun	my, telkomsel, sekarang, tidak, jelas, masuk, ke, aplikasi, saja, susahnya, minta, ampun	my masuk aplikasi susahnya ampun	my masuk aplikasi susah ampun
5	sinyal bagus, kuotanya mahal2 pilihan kuotanya kaga ada yg berguna	sinyal bagus kuotanya mahal pilihan kuotanya kaga ada yg berguna	sinyal bagus kuotanya mahal pilihan kuotanya kaga ada yg berguna	sinyal bagus kuotanya mahal pilihan kuotanya kaga ada yang berguna	sinyal, bagus, kuotanya, mahal, pilihan, kuotanya, kaga, ada, yang, berguna	sinyal bagus kuotanya mahal pilihan kuotanya kaga berguna	sinyal bagus kuota mahal pilih kuota kaga guna
6	kenapa makin kesini myTelkomsel makin sulit di buka, khususnya daerah kapuk muara	kenapa makin kesini myTelkomsel makin sulit di buka khususnya daerah kapuk muara	kenapa makin kesini mytelkomsel makin sulit di buka khususnya daerah kapuk muara	kenapa makin kesini mytelkomsel makin sulit di buka khususnya daerah kapuk muara	kenapa, makin, kesini, mytelkomsel, makin, sulit, di, buka, khususnya, daerah, kapuk, muara	kesini sulit buka daerah kapuk muara	kesini sulit buka daerah kapuk muara
7	Lemot aplikasi nya, fitur kurang bisa menyesuaikan kebutuhan. Harga semakin mahal, sinyal tidak begitu kuat, Tidak bisa akses seluruh wilayah	Lemot aplikasi nya, fitur kurang bisa menyesuaikan kebutuhan. Harga semakin mahal sinyal tidak begitu kuat Tidak bisa akses seluruh wilayah	lemot aplikasi nya fitur kurang bisa menyesuaikan kebutuhan harga semakin mahal sinyal tidak begitu kuat tidak bisa akses seluruh wilayah	lemot aplikasi nya fitur kurang bisa menyesuaikan kebutuhan harga semakin mahal sinyal tidak begitu kuat tidak bisa akses seluruh wilayah	aplikasi, nya, fitur, kurang, bisa, menyesuaikan, kebutuhan, harga, semakin, mahal, sinyal, tidak, begitu, kuat, tidak, bisa, akses, seluruh, wilayah, susah, kebuka, kaga, bisa, dipake, aplikasi, macam, apa, ini	lemot aplikasi fitur menyesuaikan kebutuhan harga mahal sinyal kuat akses wilayah	lot aplikasi fitur sesuai butuh harga mahal sinyal kuat akses wilayah
8	susah kebuka kaga bisa dipake apk macam apa ini	susah kebuka kaga bisa dipake apk 9macam apa ini	susah kebuka kaga bisa dipake apk macam apa ini	susah kebuka kaga bisa dipake aplikasi macam apa ini	kaga, bisa, dipake, aplikasi, macam, apa, ini	susah kebuka kaga dipake aplikasi	susah buka kaga dipake aplikasi
9	aplikasi berat banget	aplikasi berat banget	aplikasi berat banget	aplikasi berat banget	aplikasi, berat, banget,	aplikasi berat banget	aplikasi berat

No.	Ulasan Asli	Cleaning	Case Folding	Normalisasi	Tokenizing	Stopword Removal	Stemming
	munculin pulsa sama kuota aja lama bnget	munculin pulsa sama kuota aja lama bnget	munculin pulsa sama kuota aja lama bnget	munculin pulsa sama kuota saja lama bnget	munculin, pulsa, sama, kuota, saja, lama, bnget	munculin pulsa kuota bnget	banget munculin pulsa kuota bnget
.....							
2.514	jaringan jelek terus woy benerin lah udah beli paket mahal mahal jaringan butut terus	jaringan jelek terus woy benerin lah udah beli paket mahal mahal jaringan butut terus	jaringan jelek terus woy benerin lah udah beli paket mahal mahal jaringan butut terus	jaringan jelek terus woy benerin lah udah beli paket mahal mahal jaringan butut terus	jaringan, jelek, terus, woy, benerin, lah, udah, beli, paket, mahal, mahal, jaringan, butut, terus	jaringan jelek woy benerin udah beli paket mahal mahal jaringan butut	jaring jelek woy benerin udah beli paket mahal mahal jaring butut

3.3 Visualisasi Data Menggunakan WordCloud

Setelah seluruh data ulasan melalui tahapan preprocessing, dilakukan visualisasi menggunakan WordCloud untuk mengetahui kata-kata yang paling sering muncul pada seluruh dataset. WordCloud merupakan teknik visualisasi yang menampilkan kata berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam bentuk gambar. Semakin besar ukuran suatu kata pada WordCloud, semakin tinggi frekuensi kemunculan kata tersebut dalam kumpulan ulasan. Visualisasi ini bertujuan untuk memberikan gambaran awal mengenai topik atau isu yang paling banyak dibahas oleh pengguna aplikasi MyTelkomsel. Pada Gambar 2 merupakan hasil Wordcloud Seluruh Ulasan.



Gambar 2. WordCloud Seluruh Ulasan



Gambar 3. WordCloud Sentimen Positif

Pada Gambar 3 merupakan WordCloud sentimen positif digunakan untuk memvisualisasikan kata-kata yang paling sering muncul pada ulasan yang memiliki label sentimen positif. Visualisasi ini memberikan gambaran mengenai aspek-aspek layanan atau fitur aplikasi yang mendapatkan apresiasi dari pengguna. Kata-kata yang memiliki ukuran lebih besar menunjukkan frekuensi kemunculan yang lebih tinggi sehingga dapat diinterpretasikan sebagai topik yang paling dominan dalam ulasan positif.

Selanjutnya pada Gambar 4 merupakan WordCloud sentimen netral yang digunakan untuk menampilkan kata-kata yang paling sering muncul pada ulasan dengan kategori sentimen netral. Ulasan dalam kategori ini umumnya berisi informasi, pertanyaan, atau pengalaman pengguna yang tidak menunjukkan kecenderungan opini positif maupun negatif secara jelas. Visualisasi ini bertujuan untuk memberikan gambaran mengenai topik yang sering dibahas oleh pengguna tanpa adanya penilaian yang bersifat ekstrem.



Gambar 4. WordCloud Netral

3.4 Pelabelan Sentimen

Pelabelan sentimen merupakan proses pemberian kategori sentimen pada setiap data ulasan yang telah melalui tahapan preprocessing. Tahap ini bertujuan untuk menghasilkan kelas target (label) yang akan digunakan pada proses pelatihan model klasifikasi. Pada penelitian ini, pelabelan sentimen dilakukan berdasarkan rating yang diberikan oleh pengguna pada Google Play Store. Rating 4 dan 5 dikategorikan sebagai sentimen positif, rating 3 dikategorikan sebagai sentimen

netral, sedangkan rating 1 dan 2 dikategorikan sebagai sentimen negatif. Pendekatan ini dipilih karena rating secara langsung merepresentasikan tingkat kepuasan pengguna terhadap aplikasi MyTelkomsel, sehingga dapat digunakan sebagai acuan dalam proses klasifikasi sentimen.

Tabel 3. Pelabelan Sentimen

No	Stemming	Rating	Sentimen
1	konyol buka parah banget tolong benah	1	Negatif
2	aneh pulsa hilang dipake	1	Negatif
3	hebat cuy	5	Positif
4	my masuk aplikasi susah ampun	1	Negatif
5	sinyal bagus kuota mahal pilih kuota kaga guna	2	Negatif
6	kesini sulit buka daerah kapuk muara	2	Negatif
7	lot aplikasi fitur sesuai butuh harga mahal sinyal kuat akses wilayah	1	Negatif
8	susah buka kaga dipake aplikasi	1	Negatif
9	aplikasi berat banget munculin pulsa kuota bnget	1	Negatif
.....			
2.514	jaring jelek woy benerin udah beli paket mahal mahal jaring butut	1	Negatif

3.5 Penerapan Pembobotan TF-IDF

Setelah seluruh data ulasan melalui tahapan *preprocessing* dan proses pelabelan sentimen, tahap berikutnya adalah melakukan pembobotan menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF). Tujuan dari tahap ini adalah mengubah data teks yang semula berbentuk kalimat menjadi representasi numerik sehingga dapat diproses oleh algoritma Random Forest pada tahap klasifikasi. Pembobotan TF-IDF dilakukan terhadap hasil *stemming* karena data telah melalui proses pembersihan dan normalisasi sehingga setiap kata yang tersisa dianggap lebih representatif dalam menggambarkan isi dokumen. Berdasarkan hasil proses pembobotan, diperoleh sebanyak 2.514 dokumen yang berasal dari ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel. Dari seluruh dokumen tersebut berhasil diekstraksi sebanyak 3.360 fitur atau kata unik (*unique terms*) yang digunakan sebagai representasi setiap dokumen. Proses pembobotan menghasilkan 18.747 baris data TF-IDF, yang menunjukkan pasangan antara dokumen, fitur (kata), dan nilai bobot TF-IDF yang dimiliki oleh setiap kata pada masing-masing dokumen. Semakin tinggi nilai TF-IDF suatu kata, maka semakin besar tingkat kepentingan kata tersebut dalam merepresentasikan isi dokumen dan membedakannya dari dokumen lainnya. Tabel 4 memperlihatkan sebagian hasil pembobotan TF-IDF. Sebagai contoh, pada dokumen ke-1 yang berisi ulasan "*konyol buka parah banget tolong benah*", kata "*konyol*" memiliki nilai TF-IDF sebesar 0,610997, yang merupakan nilai tertinggi dibandingkan kata lainnya pada dokumen tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa kata "*konyol*" memiliki kontribusi yang paling besar dalam merepresentasikan isi ulasan tersebut. Demikian pula pada dokumen ke-2, kata "*dipake*" memiliki nilai TF-IDF sebesar 0,615353, sedangkan pada dokumen ke-3, kata "*cuy*" memiliki nilai sebesar 0,717784. Nilai-nilai tersebut menunjukkan bahwa kata-kata tersebut bersifat lebih spesifik terhadap dokumen masing-masing sehingga memiliki bobot yang lebih tinggi dibandingkan kata yang lebih umum.

Hasil pembobotan TF-IDF selanjutnya digunakan sebagai fitur masukan (input features) pada proses pembentukan model klasifikasi menggunakan algoritma Random Forest. Dengan representasi numerik yang dihasilkan oleh TF-IDF, setiap ulasan dapat diproses oleh algoritma *machine learning* untuk mempelajari pola hubungan antara kata-kata yang muncul dengan kategori sentimen, sehingga diharapkan mampu menghasilkan model klasifikasi yang memiliki tingkat akurasi yang baik.

Tabel 4. Hasil TF-IDF

No Document/ No Ulasan	Ulasan	Fitur	Tf-idf
1	konyol buka parah banget tolong benah	banget	0.260215
1	konyol buka parah banget tolong benah	benah	0.533484
1	konyol buka parah banget tolong benah	buka	0.273021
1	konyol buka parah banget tolong benah	konyol	0.610997
1	konyol buka parah banget tolong benah	parah	0.333881
1	konyol buka parah banget tolong benah	tolong	0.297234
2	aneh pulsa hilang dipake	aneh	0.510305
2	aneh pulsa hilang dipake	dipake	0.615353
2	aneh pulsa hilang dipake	hilang	0.462559
2	aneh pulsa hilang dipake	pulsa	0.383365
3	hebat cuy	cuy	0.717784
3	hebat cuy	hebat	0.696266
4	my masuk aplikasi susah ampun	ampun	0.552904
4	my masuk aplikasi susah ampun	aplikasi	0.253218
.....			

3.6 Pembagian Data (Split Data)

Tahap berikutnya adalah membagi dataset menjadi data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*). Pembagian data bertujuan untuk melatih model menggunakan sebagian data, kemudian menguji kemampuan model dalam mengklasifikasikan data yang belum pernah dipelajari sebelumnya. Pada penelitian ini digunakan rasio 80:20, yaitu 80% data digunakan sebagai data latih dan 20% sisanya digunakan sebagai data uji. Rasio tersebut dipilih karena merupakan proporsi yang umum digunakan dalam penelitian *machine learning*, sehingga model memiliki jumlah data pelatihan yang cukup sekaligus tetap menyediakan data pengujian yang representatif untuk mengevaluasi kinerja model.

Tabel 7. Data Training dan Testing

Jenis Data	Jumlah Data	Persentase
Training	2011	80%
Testing	503	20%
Total	2514	100%

3.7 Klasifikasi Menggunakan Random Forest

Setelah proses ekstraksi fitur menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) dan pembagian data menjadi data latih serta data uji dengan rasio 80:20, tahap selanjutnya adalah melakukan proses klasifikasi menggunakan algoritma Random Forest. Algoritma ini dipilih karena mampu membangun banyak pohon keputusan (*decision tree*) dan menggabungkan hasil prediksinya melalui mekanisme *majority voting*, sehingga menghasilkan model klasifikasi yang lebih stabil dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik. Pada penelitian ini, data latih digunakan untuk membangun model, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel.

3.7.1 Parameter Model

Sebelum proses pelatihan dilakukan, model Random Forest dikonfigurasi menggunakan beberapa parameter utama. Parameter tersebut bertujuan untuk mengatur proses pembentukan pohon keputusan sehingga model dapat menghasilkan performa klasifikasi yang optimal. Pada penelitian ini digunakan parameter standar (*default parameter*) dari pustaka Scikit-learn, yaitu jumlah pohon keputusan (*n_estimators*) sebanyak 100, kriteria pemisahan menggunakan Gini Impurity, serta nilai *random_state* = 42 agar hasil eksperimen dapat direproduksi.

3.7.2 Proses Pelatihan Model

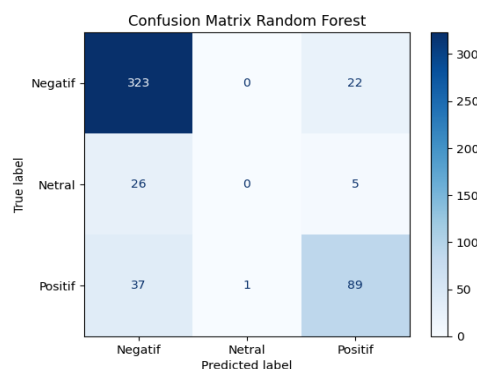
Tahap pelatihan dilakukan menggunakan data latih yang telah diperoleh dari proses pembagian dataset. Pada tahap ini, algoritma Random Forest mempelajari pola hubungan antara fitur hasil pembobotan TF-IDF dengan label sentimen sehingga mampu membangun model klasifikasi yang dapat digunakan untuk memprediksi sentimen pada data baru.

3.8 Evaluasi Model

Setelah model Random Forest berhasil dibangun, langkah berikutnya adalah mengevaluasi kinerja model menggunakan data uji. Evaluasi dilakukan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna secara tepat. Pada penelitian ini digunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu Confusion Matrix, Classification Report, Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score. Masing-masing metrik memberikan informasi mengenai tingkat keberhasilan model dalam melakukan klasifikasi terhadap setiap kategori sentimen.

3.8.1 Confusion Matrix

Confusion Matrix digunakan untuk melihat jumlah prediksi yang benar maupun yang salah pada setiap kelas sentimen. Melalui Confusion Matrix dapat diketahui distribusi hasil prediksi model terhadap kelas positif, negatif, dan netral sehingga memudahkan analisis terhadap kesalahan klasifikasi yang terjadi.



Gambar 5. Confusion Matrix

3.8.2 Classification Report

Classification Report digunakan untuk menampilkan nilai precision, recall, F1-score, serta jumlah data (support) pada setiap kelas sentimen. Informasi tersebut memberikan gambaran yang lebih rinci mengenai performa model dalam mengklasifikasikan masing-masing kategori sentimen.

Tabel 8. Hasil *Classification Report*

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.84	0.94	0.88	345
Netral	0.00	0.00	0.00	31
Positif	0.77	0.70	0.73	127
accuracy			0.82	503
macro avg	0.53	0.55	0.54	503
weighted avg	0.77	0.82	0.79	503

3.8.3 Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score

Setelah dilakukan evaluasi menggunakan *Confusion Matrix* dan *Classification Report*, langkah selanjutnya adalah mengukur kinerja model Random Forest menggunakan metrik evaluasi yang terdiri dari Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score. Keempat metrik tersebut digunakan untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel.

Accuracy digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model dalam mengklasifikasikan seluruh data uji, yaitu berdasarkan perbandingan antara jumlah prediksi yang benar dengan jumlah keseluruhan data. **Precision** menunjukkan tingkat ketepatan model dalam memberikan prediksi pada setiap kelas sentimen, sehingga semakin tinggi nilai precision maka semakin kecil kemungkinan model menghasilkan prediksi positif yang salah. **Recall** digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali seluruh data yang benar pada setiap kategori sentimen. Sementara itu, **F1-Score** merupakan rata-rata harmonik antara nilai precision dan recall yang digunakan untuk mengevaluasi keseimbangan performa model, terutama ketika distribusi data pada setiap kelas tidak seimbang.

Nilai **Accuracy**, **Precision**, **Recall**, dan F1-Score yang diperoleh dari hasil pengujian model Random Forest pada penelitian ini disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9. Metrik Evaluasi

Metrik Evaluasi	Nilai	Persentase (%)
Accuracy	0.8191	81.91
Precision	0.7677	76.77
Recall	0.8191	81.91
F1-Score	0.7911	79.11

3.9 Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan menggunakan algoritma Random Forest untuk klasifikasi sentimen ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel, evaluasi model dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* dan *Classification Report*. Evaluasi ini bertujuan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan data ulasan ke dalam kategori sentimen tertentu, yaitu positif, negatif, dan netral. *Confusion Matrix* memberikan informasi mengenai jumlah prediksi benar dan salah yang dilakukan oleh model, sedangkan *Classification Report* digunakan untuk memperoleh nilai performa berdasarkan metrik Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score.

Berdasarkan hasil pengujian, algoritma Random Forest memperoleh nilai Accuracy sebesar 0,8191 atau 81,91%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi terhadap sebagian besar data uji dengan tingkat ketepatan yang cukup baik. Nilai accuracy menggambarkan kemampuan model secara keseluruhan dalam membedakan kelas sentimen berdasarkan pola kata yang terdapat pada ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel.

Selain itu, model memperoleh nilai Precision sebesar 0,7677 atau 76,77%. Nilai precision menunjukkan tingkat ketepatan model dalam memberikan prediksi terhadap suatu kelas sentimen. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model Random Forest mampu menghasilkan prediksi yang cukup akurat, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi akibat adanya kemiripan karakteristik kata antar kelas sentimen. Pada data ulasan aplikasi, beberapa pengguna sering menggunakan kata yang memiliki makna ambigu, seperti keluhan terhadap fitur tertentu tetapi tetap memberikan apresiasi terhadap layanan aplikasi secara keseluruhan.

Nilai Recall yang diperoleh sebesar 0,8191 atau 81,91% menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali data yang sesuai dengan kategori sentimen sebenarnya. Nilai recall yang tinggi menunjukkan bahwa Random Forest mampu menemukan sebagian besar pola sentimen yang terdapat dalam dataset pengujian. Sementara itu, nilai F1-Score sebesar 0,7911 atau 79,11% menunjukkan keseimbangan antara precision dan recall. Hal ini membuktikan bahwa model memiliki performa yang cukup stabil dalam melakukan klasifikasi meskipun terdapat kemungkinan ketidakseimbangan jumlah data pada setiap kelas sentimen.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan metode TF-IDF sebagai ekstraksi fitur dan algoritma Random Forest sebagai metode klasifikasi mampu menghasilkan performa yang baik dalam melakukan analisis sentimen

terhadap ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel. TF-IDF membantu mengubah data teks menjadi bentuk numerik berdasarkan tingkat kepentingan suatu kata, sedangkan Random Forest mampu melakukan proses klasifikasi dengan membangun beberapa pohon keputusan sehingga menghasilkan keputusan yang lebih stabil dibandingkan penggunaan satu pohon keputusan saja.

Hasil penelitian ini memiliki kesesuaian dengan penelitian yang dilakukan oleh Fikri, Sari, dan Hermawan (2020) yang menerapkan metode TF-IDF dan Random Forest untuk analisis sentimen pengguna aplikasi berbasis Android. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa kombinasi ekstraksi fitur TF-IDF dengan algoritma Random Forest mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik karena mampu mengenali pola kata dari ulasan pengguna. Perbedaan hasil performa dengan penelitian ini dapat dipengaruhi oleh jumlah dataset, distribusi kelas sentimen, serta karakteristik bahasa yang digunakan oleh pengguna aplikasi.

Selanjutnya, penelitian yang dilakukan oleh Kurniawan, Fauzi, dan Sari (2021) mengenai klasifikasi sentimen pada ulasan aplikasi menggunakan algoritma machine learning menunjukkan bahwa Random Forest merupakan salah satu metode yang mampu memberikan hasil klasifikasi yang kompetitif dibandingkan beberapa algoritma lainnya. Penelitian tersebut menjelaskan bahwa proses preprocessing seperti case folding, tokenization, stopword removal, dan stemming memiliki pengaruh besar terhadap kualitas fitur yang dihasilkan sebelum dilakukan proses klasifikasi.

Penelitian lain yang dilakukan oleh Rahmawati dan Wibowo (2022) mengenai analisis sentimen terhadap layanan digital menggunakan metode TF-IDF dan Random Forest juga menunjukkan bahwa algoritma Random Forest mampu memberikan nilai akurasi yang baik dalam mengolah data teks pengguna. Hasil penelitian tersebut memperkuat bahwa metode berbasis machine learning masih efektif digunakan untuk analisis sentimen, terutama pada dataset berupa komentar atau ulasan pengguna yang memiliki struktur bahasa tidak formal.

Jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu, hasil accuracy sebesar 81,91% pada penelitian ini menunjukkan bahwa model Random Forest memiliki kemampuan klasifikasi yang cukup kompetitif. Perbedaan nilai performa yang diperoleh dapat disebabkan oleh beberapa faktor, seperti jumlah data yang digunakan, proses pelabelan sentimen, teknik preprocessing, metode ekstraksi fitur, serta karakteristik objek penelitian. Dataset ulasan aplikasi MyTelkomsel memiliki karakteristik yang cukup kompleks karena sebagian besar pengguna menggunakan bahasa sehari-hari, singkatan, kesalahan penulisan, serta kombinasi antara kritik dan apresiasi dalam satu komentar.

Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa algoritma Random Forest dengan representasi fitur TF-IDF dapat digunakan secara efektif untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel. Model yang dihasilkan mampu memberikan informasi mengenai kecenderungan opini pengguna terhadap kualitas layanan aplikasi. Informasi tersebut dapat dimanfaatkan sebagai bahan evaluasi bagi pengembang aplikasi untuk meningkatkan kualitas layanan berdasarkan masukan pengguna. Untuk penelitian selanjutnya, performa model dapat ditingkatkan dengan melakukan perbandingan terhadap algoritma lain seperti Support Vector Machine (SVM), Naïve Bayes, XGBoost, maupun pendekatan deep learning seperti LSTM dan BERT.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa kombinasi metode TF-IDF sebagai ekstraksi fitur dan Random Forest sebagai algoritma klasifikasi mampu melakukan analisis sentimen dengan baik. Hasil evaluasi menggunakan Confusion Matrix dan Classification Report menunjukkan bahwa model memperoleh Accuracy sebesar 81,91%, Precision sebesar 76,77%, Recall sebesar 81,91%, dan F1-Score sebesar 79,11%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa Random Forest mampu mengenali pola sentimen pada ulasan pengguna aplikasi MyTelkomsel dengan performa yang cukup baik. Model yang dihasilkan dapat digunakan sebagai pendekatan untuk memahami opini pengguna dan menjadi bahan evaluasi dalam peningkatan kualitas layanan aplikasi. Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan model dengan menggunakan dataset yang lebih besar serta membandingkan algoritma lain untuk memperoleh performa klasifikasi yang lebih optimal.

5. PERNYATAAN PENULIS

5.1 Kontribusi Penulis

Konseptualisasi: Rizki Ariyani, Masimbangan Sabrina Harlina, dan Masimbangan Susana Herawati;

Metodologi: Rizki Ariyani, dan Masimbangan Sabrina Harlina;

Perangkat Lunak: Rizki Ariyani, Masimbangan Sabrina Harlina, dan Masimbangan Susana Herawati;

Validasi: Rizki Ariyani, Masimbangan Sabrina Harlina, dan Masimbangan Susana Herawati;

Analisis Formal: Rizki Ariyani, dan Masimbangan Sabrina Harlina;

Investigasi: Rizki Ariyani;

Sumber Daya: Rizki Ariyani, Masimbangan Sabrina Harlina, dan Masimbangan Susana Herawati;

Kurasi Data: Rizki Ariyani, Masimbangan Sabrina Harlina, dan Masimbangan Susana Herawati;

Penulisan Draf Awal: Rizki Ariyani, Masimbangan Sabrina Harlina, dan Masimbangan Susana Herawati;

Penulisan, Peninjauan, dan Penyuntingan: Rizki Ariyani, Masimbangan Sabrina Harlina, dan Masimbangan Susana Herawati;

Visualisasi: Masimbangan Susana Herawati;



Seluruh penulis telah membaca dan menyetujui versi manuskrip yang telah diterbitkan.

5.2 Ketersediaan Data

Data yang disajikan dalam penelitian ini tersedia berdasarkan permintaan kepada penulis korespondensi.

5.3 Pendanaan

Penelitian ini tidak menerima pendanaan eksternal

5.4 Pernyataan Dewan Peninjau Institusional

Tidak Berlaku.

5.5 Pernyataan Persetujuan Berdasarkan Informasi

Tidak Berlaku.

5.6 Pernyataan Konflik Kepentingan

Para penulis menyatakan bahwa mereka tidak memiliki kepentingan keuangan yang bersaing atau hubungan pribadi yang diketahui yang dapat dianggap memengaruhi pekerjaan yang dilaporkan dalam artikel ini.

5.7 Penggunaan AI Generatif dan Teknologi Berbantuan AI dalam Proses Penulisan

Para penulis menggunakan AI Generatif untuk meningkatkan kejelasan penulisan dalam artikel ini. Para penulis telah meninjau dan menyunting konten yang dihasilkan dengan bantuan AI serta bertanggung jawab penuh atas versi akhir publikasi.

REFERENCES

- [1] Pahrul, "Skripsi perbandingan metode klasifikasi random forest, xgboost dan svm pada analisis sentimen aplikasi kredit dan pinjaman online," *J. Ilk. Hasanuddin*, vol. 3, no. 2, pp. 60–69, 2023.
- [2] L. Nursinggah, T. Mufizar, and U. Perjuangan, "Analisis sentimen pengguna aplikasi x terhadap program makan siang gratis dengan metode naïve bayes classifier," *J. Inform. dan Tek. Elektro Ter*, vol. 12, no. 3, 2024.
- [3] T. Triyadi, R. A. Sihombing, and F. Natsir, "Perancangan Aplikasi Analisis Sentimen terhadap Opini Penghapusan Skripsi pada Twitter menggunakan Metode Naive Bayes," *Elconika J. Tek. Elektro*, vol. 2, no. 1, pp. 1–14, Dec. 2023, doi: 10.33752/elconika.v2i1.5518.
- [4] M. B. Prayogi and G. Masitoh, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Alfagift Menggunakan Random Forest," *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 10, no. 2, pp. 158–170, 2025.
- [5] L. Pertiwi, "Penerapan Algoritma Text Mining, Steaming Dan Texrank Dalam Peringkasan Bahasa Inggris," *Bull. Multi-Disciplinary Sci. Appl. Technol.*, vol. 1, no. 3, pp. 100–104, 2022.
- [6] D. Rifaldi, Abdul Fadlil, and Herman, "Teknik Preprocessing Pada Text Mining Menggunakan Data Tweet 'Mental Health,'" *Decod. J. Pendidik. Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 2, pp. 161–171, Apr. 2023, doi: 10.51454/decode.v3i2.131.
- [7] P. Machine et al., "Penerapan Machine Learning Pada Analisis Sentimen Aplikasi MyTelkomsel Menggunakan Data Ulasan Google Playstore," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 13, no. 1, pp. 4747–4761, 2024.
- [8] A. Purwanto, D. D. H. Asih, I. Nurjabar, T. I. Cahyani, D. Hidayat, and L. Manik, "Determinant factors affecting the information system success of community-based application to fight Covid-19 pandemic," in *Proceedings of the 2021 International Conference on Computer, Control, Informatics and Its Applications*, 2021, pp. 131–135.
- [9] M. D. Rizkiyanto, "Sentiment Analysis Classification on PLN Mobile Application Reviews using Random Forest Method and TF-IDF Feature Extraction-Dalam bentuk buku karya ilmiah," *J. Repos. telkomuniversity*, vol. 3, no. 3, pp. 500–509, 2024.
- [10] S. A. Putri, N. Selayanti, M. Kristanaya, M. P. Azzahra, M. G. Navsih, and K. M. Hindrayani, "Penerapan Machine Learning Algoritma Random Forest Untuk Prediksi Penyakit Jantung," in *Prosiding Seminar Nasional Sains Data*, 2024, pp. 895–906.
- [11] R. Aria, K. M. Lhaksmana, and R. Forest, "Klasifikasi Multi-Label Ayat-Ayat Al-Qur ' an Menggunakan Random Forest dan Word Centrality," *J. Log.*, vol. 2, no. 2, pp. 9–14, 2024.
- [12] H. Muftisany, T. F. Efendi, N. Akbar, and R. Rais, "Perbandingan Kinerja Algoritma Random Forest , AdaBoost , dan Gradient Boosting dalam Memprediksi Risiko Penyakit Hipertensi," *J. Fakt. Exacta*, vol. 18, no. 2, pp. 161–171, 2025.
- [13] A. Nur, A. Saputra, R. E. Saputro, and S. Saputra, "Enhancing Sentiment Analysis Accuracy Using SVM and Slang Word Normalization on YouTube Comments," *J. dan Penelit. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 2, 2025, doi: 10.33395/sinkron.v9i2.14513.
- [14] A. Widodo, B. Agus Herlambang, and R. Renaldy, "Optimizing Support Vector Machine (SVM) for Sentiment Analysis of Blu by BCA Reviews with Chi-Square," 2025.
- [15] C. D. Usman, A. P. Widodo, K. Adi, and R. Gernowo, "Rainfall prediction model in Semarang City using machine learning," *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 30, no. 2, pp. 1224–1231, 2023, doi: 10.11591/ijeecs.v30.i2.pp1224-1231.
- [16] S. Susandri, S. Defit, and M. Tajuddin, "SENTIMENT LABELING AND TEXT CLASSIFICATION MACHINE LEARNING FOR WHATSAPP GROUP," *JITK (Jurnal Ilmu Pengetah. dan Teknol. Komputer)*, vol. 9, no. 1, pp. 119–125, Aug. 2023, doi: 10.33480/jitk.v9i1.4201.
- [17] N. I. Danu, "Identifikasi Berita Hoax Menggunakan Kombinasi Metode K-Nearest Neighbor (KNN) dan TF-IDF Berbasis Web Dengan Menggunakan Framework Codeigniter," 2021, [Online]. Available: <http://eprints.uwp.ac.id/id/eprint/3339/>
- [18] K. Cirebon, J. Barat, and B. Indonesia, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Kredivo Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan Metode TF – IDF," vol. 2, no. 4, pp. 590–598, 2025.
- [19] T. Arya Bimantoro, Y. Rahmawati, Y. Findawati, and M. A. Rosid, "Sentiment Analysis of YouTube Comments on the East

- Java Grant Case Using the Support Vector Machine (SVM) Algorithm. [Analisis Sentimen Komentar Youtube Terhadap Kasus Dana Hibah Jawa Timur Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)],” *J. Abdimas*, vol. 1, no. 1, pp. 1–13, 2022.
- [20] M. R. Athallah and K. M. Lhaksana, “Hadisth Text Classification Based on Topic Using Convolutional Neural Network (CNN) and TF-IDF,” *J. Renew. Energy, Electr. Comput. Eng.*, vol. 5, no. November, pp. 30–36, 2025.