

Analisis Sentimen Review Pengguna Aplikasi Mobile Legend Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

Dewi Masitoh¹, Noor Latifah²

Abstract— This study aims to analyze sentiment tendencies in user reviews of the Mobile Legend application by applying the Naïve Bayes algorithm. User reviews play an important role in representing user satisfaction levels and perceptions regarding application quality. The dataset used in this research consists of textual reviews and user ratings, which are utilized as the basis for sentiment labeling into three categories: positive, neutral, and negative. The research process includes data collection, text preprocessing, feature extraction using the Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) method, and sentiment classification using the Naïve Bayes algorithm. Model performance is evaluated using accuracy, precision, recall, F1-score, and confusion matrix metrics. The experimental results show that the Naïve Bayes algorithm achieves an accuracy of 68% in classifying user review sentiments for the Mobile Legend application. These findings indicate that the proposed approach is effective in identifying user sentiment patterns and can assist application developers in understanding user feedback to support application quality improvement.

Abstrak— Penelitian ini dilakukan untuk mengkaji kecenderungan sentiment yang terdapat pada ulasan aplikasi *mobile legend* dengan menerapkan algoritma Naïve Bayes. Ulasan yang disampaikan oleh pengguna memiliki peranan penting dalam merepresentasikan tingkat kepuasan serta pandangan pengguna terhadap mutu aplikasi. Data penelitian mencakup teks ulasan dan nilai rating pengguna, yang selanjutnya digunakan sebagai acuan dalam pengelompokan sentiment ke dalam kelas positif, netral, dan negatif. Proses penelitian mencakup pengumpulan data, tahapan preprocessing teks, pembentukan fitur menggunakan pendekatan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF), serta penerapan algoritma Naïve Bayes dalam proses klasifikasi sentiment. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, serta confusion matrix. Berdasarkan hasil pengujian, algoritma Naïve Bayes mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 68% dalam mengklasifikasi sentiment ulasan pengguna aplikasi Mobile Legend.

Kata Kunci— Analisis Sentimen, Naïve Bayes, Mobile Legend

¹Program Studi Sistem Informasi Universitas Muria Kudus, Jl. Lingkar Utara UMK, Gondangmanis, Bae, Kudus-59327 Indonesia (telp: +62291438229; fax: +62291-437198; e-mail: dewimsthhh@gmail.com, noor.latifah@umk.ac.id).

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mendorong peningkatan penggunaan aplikasi berbasis mobile, termasuk aplikasi online yang saat ini banyak digunakan oleh masyarakat luas[1]. Salah satu aplikasi permainan yang memiliki jumlah

pengguna besar adalah *Mobile Legend*, yang menyediakan fitur ulasan untuk memungkinkan pengguna menyampaikan penilaian dan pengalaman mereka terhadap aplikasi[2]. Ulasan pengguna tersebut umumnya berisi pendapat, pengalaman, serta keluhan yang disampaikan dalam bentuk teks, sehingga dapat dimanfaatkan sebagai sumber informasi penting bagi pengembang aplikasi dalam mengevaluasi kualitas dan kinerja aplikasi[3].

Seiring dengan meningkatnya jumlah pengguna, volume review dihasilkan juga semakin besar dan beragam. Kondisi ini menyebabkan proses analisis review secara manual menjadi tidak efisien serta memerlukan waktu yang cukup lama[4]. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan otomatis untuk mengolah dan menganalisis data review pengguna agar informasi yang terkandung didalamnya dapat dimanfaatkan secara optimal. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah analisis sentimen, yang merupakan bagian dari *text mining* dalam bidang data mining[5]. Analisis sentimen ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengelompokkan opini pengguna kedalam kategori tertentu, seperti positif, netral, dan negatif[6]. Informasi sentimen yang dihasilkan dapat digunakan oleh pengembang aplikasi untuk mengetahui tingkat kepuasan pengguna serta mengidentifikasi aspek-aspek aplikasi yang masih perlu ditingkatkan[7]. Dengan demikian, analisis sentimen dapat menjadi alat yang efektif dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data pada pengembangan aplikasi mobile[8].

Dalam penelitian ini digunakan algoritma Naive Bayes sebagai metode klasifikasi sentimen. Algoritma Naive Bayes merupakan metode klasifikasi probabilistik yang banyak digunakan dalam analisis sentimen karena memiliki konsep yang sederhana, efisien secara komputasi, serta mampu memberikan performa yang baik pada data teks. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen review pengguna aplikasi Mobile Legend menggunakan algoritma Naive Bayes, sehingga diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai persepsi pengguna serta menjadi bahan evaluasi bagi pengembang aplikasi dalam meningkatkan kualitas layanan dan pengalaman pengguna

II. KAJIAN LITERATUR

A. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan salah satu teknik dalam text mining yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini atau sikap pengguna terhadap suatu objek berdasarkan data teks[1]. Objek yang dianalisis dapat berupa produk, layanan, maupun aplikasi berbasis mobile. Dalam konteks aplikasi mobile, analisis sentimen digunakan

untuk mengetahui kecenderungan opini pengguna yang diekspresikan melalui ulasan atau review[9].

Penerapan analisis sentimen pada review aplikasi memungkinkan pengembang untuk memahami tingkat kepuasan pengguna serta mengidentifikasi permasalahan yang sering muncul berdasarkan sudut pandang pengguna. Sentimen umumnya diklasifikasikan ke dalam tiga kategori utama, yaitu positif, netral, dan negatif, yang mencerminkan penilaian pengguna terhadap kualitas aplikasi.

B. Text Mining dan TF-IDF

Text mining merupakan suatu proses sistematis yang digunakan untuk mengolah data teks tidak terstruktur menjadi informasi yang memiliki makna dan nilai analitis[10]. Proses ini dilakukan melalui beberapa tahapan utama, mulai dari preprocessing data teks, proses ekstraksi fitur, hingga tahap analisis dan interpretasi data. Melalui tahapan-tahapan tersebut, data teks yang awalnya sulit dianalisis secara langsung dapat diubah menjadi representasi yang lebih terstruktur dan siap untuk diproses menggunakan teknik komputasional. Salah satu tahapan yang memiliki peranan penting dalam text mining adalah proses pembobotan kata, yang bertujuan untuk merepresentasikan karakteristik teks ke dalam bentuk numerik agar dapat digunakan sebagai masukan bagi algoritma klasifikasi maupun metode analisis lainnya.

Metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) merupakan salah satu teknik pembobotan kata yang paling umum digunakan dalam analisis sentimen dan pengolahan bahasa alami[11]. Metode ini bekerja dengan menghitung tingkat kepentingan suatu kata berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam sebuah dokumen serta tingkat kemunculannya pada keseluruhan kumpulan dokumen. Dengan pendekatan tersebut, kata-kata yang sering muncul dalam satu dokumen tetapi jarang ditemukan pada dokumen lain akan memperoleh bobot yang lebih tinggi, karena dianggap memiliki daya pembeda yang lebih kuat dalam merepresentasikan isi dokumen. Sebaliknya, kata-kata yang bersifat umum dan muncul hampir di seluruh dokumen akan memiliki bobot yang lebih rendah.

C. Algoritma Naïve Bayes

Naive Bayes merupakan salah satu algoritma klasifikasi berbasis probabilistik yang bekerja berdasarkan prinsip Teorema Bayes, di mana proses pengambilan keputusan dilakukan dengan menghitung peluang suatu data termasuk ke dalam kelas tertentu[12]. Algoritma ini menerapkan asumsi bahwa setiap fitur yang digunakan dalam proses klasifikasi bersifat independen satu sama lain. Meskipun asumsi independensi tersebut terbilang sederhana dan tidak selalu sepenuhnya terpenuhi pada data nyata, Naive Bayes tetap menunjukkan kinerja yang cukup baik dalam berbagai permasalahan klasifikasi, khususnya pada pengolahan data teks dan analisis sentimen.

Dalam konteks analisis sentimen, Naive Bayes mampu memanfaatkan distribusi probabilitas kata untuk memprediksi

kecenderungan sentimen suatu teks berdasarkan kemunculan kata-kata tertentu. Setiap kata yang muncul dalam sebuah dokumen akan berkontribusi terhadap perhitungan probabilitas kelas, sehingga memungkinkan model untuk mengenali pola sentimen secara statistik. Pendekatan ini menjadikan Naive Bayes sebagai algoritma yang efektif dalam mengklasifikasikan teks ulasan, meskipun memiliki keterbatasan dalam menangkap hubungan antar kata secara kompleks[12].

Keunggulan utama dari algoritma Naive Bayes terletak pada kemudahan implementasi serta efisiensi dalam proses komputasi, baik pada tahap pelatihan maupun pengujian model. Selain itu, algoritma ini relatif stabil ketika digunakan pada dataset berukuran besar dan berdimensi tinggi, seperti data teks hasil ekstraksi fitur TF-IDF[13]. Dengan kebutuhan sumber daya komputasi yang rendah dan performa yang kompetitif, Naive Bayes menjadi salah satu pilihan yang banyak digunakan dalam penelitian analisis sentimen berbasis ulasan aplikasi mobile maupun berbagai platform digital lainnya. Oleh karena itu, penerapan algoritma Naive Bayes dalam penelitian ini dinilai sesuai untuk mendukung proses klasifikasi sentimen secara efektif dan efisien.

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan data mining, khususnya pada bidang text mining dan analisis sentimen, yang bertujuan untuk mengolah serta menganalisis data teks secara sistematis dan terukur[14]. Pendekatan ini diterapkan untuk memproses data berupa ulasan atau review pengguna aplikasi Mobile Legend yang dihasilkan dalam jumlah besar, sehingga memungkinkan proses analisis dilakukan secara otomatis dan efisien.

Penelitian ini bersifat eksperimental, karena melibatkan tahapan pelatihan (training) dan pengujian (testing) terhadap model klasifikasi sentimen guna mengukur kemampuan algoritma dalam mengklasifikasikan opini pengguna. Melalui pendekatan ini, model dilatih menggunakan sebagian data untuk mempelajari pola sentimen, kemudian diuji menggunakan data lain yang belum pernah digunakan sebelumnya untuk mengevaluasi tingkat akurasi dan keandalannya.

Pendekatan data mining yang digunakan memungkinkan peneliti untuk mengekstraksi informasi penting dari data teks yang tidak terstruktur, sehingga dapat menghasilkan pengetahuan baru terkait kecenderungan sentimen pengguna[15]. Dengan menerapkan metode ini, penelitian diharapkan mampu memberikan gambaran yang objektif mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi Mobile Legend serta menjadi dasar dalam mengevaluasi kinerja algoritma klasifikasi sentimen yang digunakan.

B. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari platform Kaggle. Dataset yang

digunakan berjumlah 1.240 data review pengguna aplikasi Mobile Legend yang terdiri dari beberapa atribut, yaitu review, rating, isEdited, userName, dan title. Atribut review berisi teks ulasan pengguna, sedangkan rating merupakan nilai penilaian yang diberikan pengguna terhadap aplikasi. Atribut isEdited menunjukkan apakah ulasan pernah mengalami perubahan, userName berisi nama pengguna yang memberikan ulasan, dan title merupakan judul dari ulasan yang ditulis. Dalam penelitian ini, atribut yang digunakan dalam proses analisis sentimen hanya review dan rating, karena kedua atribut tersebut secara langsung merepresentasikan opini pengguna. Sementara itu, atribut isEdited, userName, dan title tidak digunakan karena tidak memiliki pengaruh signifikan terhadap proses klasifikasi sentimen.

C. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dilakukan secara sistematis untuk menghasilkan model klasifikasi sentimen yang optimal, dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan dengan mengunduh dataset ulasan pengguna aplikasi Mobile Legend yang tersedia pada platform Kaggle. Dataset tersebut diperoleh dalam format Comma Separated Values (CSV), sehingga memudahkan proses pembacaan dan pengolahan data menggunakan perangkat lunak analisis data. Setelah dataset berhasil diperoleh, tahap selanjutnya adalah melakukan pemeriksaan awal terhadap data untuk memastikan kualitas dan kelengkapan informasi yang akan digunakan dalam penelitian.

Pemeriksaan data dilakukan dengan meninjau setiap atribut dalam dataset, khususnya atribut review dan rating, untuk memastikan tidak terdapat data kosong (missing value) atau nilai yang tidak valid. Kedua atribut tersebut menjadi fokus utama karena secara langsung merepresentasikan opini dan penilaian pengguna terhadap aplikasi. Data yang tidak memiliki nilai pada atribut review atau rating tidak disertakan dalam proses analisis, sehingga hanya data yang lengkap dan layak yang digunakan pada tahap selanjutnya. Dengan melakukan proses validasi data sejak awal, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan analisis sentimen yang lebih akurat dan reliabel.

2. Pelabelan Sentimen

Pelabelan sentimen dalam penelitian ini dilakukan dengan memanfaatkan nilai rating yang diberikan oleh pengguna aplikasi sebagai dasar penentuan kategori sentimen. Pendekatan ini digunakan karena nilai rating dianggap mampu merepresentasikan tingkat kepuasan maupun ketidakpuasan pengguna terhadap aplikasi secara langsung dan objektif. Adapun ketentuan pelabelan sentimen yang diterapkan adalah sebagai berikut:

- a. Rating >4 dikategorikan sebagai sentimen positif
Nilai rating ini menunjukkan bahwa pengguna merasa puas terhadap kualitas aplikasi serta pengalaman yang

diperoleh selama menggunakan aplikasi Mobile Legend.

- b. Rating = 3 dikategorikan sebagai sentimen netral
Kategori ini merepresentasikan opini pengguna yang bersifat moderat, di mana pengguna tidak secara jelas menunjukkan kepuasan maupun ketidakpuasan terhadap aplikasi
- c. Rating <2 dikategorikan sebagai sentimen negative
Nilai rating tersebut mencerminkan adanya ketidakpuasan pengguna terhadap aplikasi, yang umumnya berkaitan dengan pengalaman bermain yang kurang baik atau permasalahan tertentu yang dialami pengguna

3. Preprocessing Teks

Tahap preprocessing teks merupakan proses awal yang bertujuan untuk membersihkan dan menormalkan data teks sebelum dilakukan proses ekstraksi fitur dan klasifikasi sentimen[16]. Tahapan ini dilakukan untuk mengurangi noise pada data serta meningkatkan kualitas teks agar dapat diproses secara optimal oleh algoritma klasifikasi. Adapun tahapan preprocessing yang diterapkan dalam penelitian ini meliputi:

a. Case folding

Proses case folding dilakukan dengan mengonversi seluruh karakter teks menjadi huruf kecil. Tahapan ini bertujuan untuk menyamakan bentuk penulisan kata sehingga kata yang sama namun ditulis dengan perbedaan huruf kapital tidak dianggap sebagai term yang berbeda oleh sistem Cleaning untuk menghapus URL, angka, simbol, dan karakter non-alfabet

b. Stopword removal

Tahap cleaning dilakukan untuk menghapus elemen-elemen yang tidak relevan dalam teks, seperti URL, angka, simbol, serta karakter non-alfabet. Elemen-elemen tersebut umumnya tidak memiliki kontribusi dalam menentukan sentimen, sehingga perlu dihilangkan agar teks menjadi lebih bersih dan fokus pada kata-kata yang bermakna.

4. Stemming untuk mengubah kata ke bentuk dasar menggunakan library Sastrawi

a. Ekstraksi Fitur

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji, dengan proporsi masing-masing sebesar 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji dari total 1.240 data. Pembagian data ini bertujuan untuk memastikan bahwa model memiliki data yang cukup untuk mempelajari pola sentimen, sekaligus menyediakan data yang terpisah untuk menguji kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen pada data yang belum pernah digunakan pada tahap pelatihan.

b. Pembagian Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji, dengan proporsi masing-masing sebesar 80% untuk

data latih dan 20% untuk data uji dari total 1.240 data. Pembagian data ini bertujuan untuk memastikan bahwa model memiliki data yang cukup untuk mempelajari pola sentimen, sekaligus menyediakan data yang terpisah untuk menguji kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen pada data yang belum pernah digunakan pada tahap pelatihan.

c. Klasifikasi Sentimen

Proses klasifikasi sentimen dilakukan menggunakan algoritma Multinomial Naive Bayes. Algoritma ini dipilih karena memiliki kinerja yang baik dalam menangani data teks yang direpresentasikan dalam bentuk frekuensi kata, seperti hasil ekstraksi fitur TF-IDF. Pada tahap ini, model dilatih menggunakan data latih untuk mempelajari pola distribusi kata pada setiap kelas sentimen, kemudian digunakan untuk memprediksi sentimen pada data uji.

d. Evaluasi Model

Evaluasi kinerja model klasifikasi dilakukan menggunakan beberapa metrik pengukuran, yaitu akurasi, precision, recall, dan F1-score. Selain itu, confusion matrix juga digunakan untuk menganalisis pola kesalahan klasifikasi pada setiap kelas sentimen. Penggunaan berbagai metrik evaluasi ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai performa model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna.

untuk menentukan label sentimen. Atribut lainnya, seperti *isEdited*, *userName*, dan *title*, tidak digunakan dalam proses analisis karena dinilai tidak memiliki pengaruh signifikan terhadap proses klasifikasi sentimen dan tidak berkontribusi secara langsung dalam pembentukan fitur teks. Dengan melakukan pemilihan atribut yang relevan, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan analisis sentimen yang lebih fokus dan efisien..

TABEL I
STRUKTUR DAN ATRIBUT DATASET REVIEW PENGGUNA

Index	Struktur dan Atribut		
	Nama Atribut	Tipe Data	Deskripsi
0	review	text	Teks ulasan yang ditulis oleh pengguna aplikasi
1	rating	numerix	Nilai penilaian pengguna terhadap aplikasi
2	isEdited	boolean	Menunjukkan apakah ulasan telah diedit
3	username	text	Nama pengguna yang memberikan ulasan
4	title	text	Judul dari ulasan pengguna

B. Hasil Pelabelan Sentimen

Proses pelabelan sentimen dalam penelitian ini dilakukan dengan memanfaatkan nilai rating yang diberikan oleh pengguna aplikasi sebagai dasar penentuan kelas sentimen. Pendekatan ini dipilih karena rating dinilai mampu merepresentasikan tingkat kepuasan maupun ketidakpuasan pengguna terhadap aplikasi secara eksplisit dan mudah diinterpretasikan. Dalam skema pelabelan yang diterapkan, ulasan dengan nilai rating 4 dan 5 diklasifikasikan ke dalam kategori sentimen positif, karena menunjukkan tingkat kepuasan pengguna yang relatif tinggi terhadap aplikasi Mobile Legend. Selanjutnya, ulasan dengan rating 3 dikategorikan sebagai sentimen netral, yang merepresentasikan opini pengguna yang bersifat moderat atau tidak menunjukkan kecenderungan emosional yang kuat. Sementara itu, ulasan dengan rating 1 hingga 2 dikelompokkan ke dalam kategori sentimen negatif, karena mencerminkan adanya ketidakpuasan atau pengalaman yang kurang baik terhadap aplikasi.

Hasil dari proses pelabelan tersebut kemudian digunakan sebagai kelas target (label) dalam tahap pelatihan dan pengujian model klasifikasi sentimen. Dengan adanya label yang jelas, algoritma klasifikasi dapat mempelajari pola hubungan antara fitur teks pada ulasan dan kategori sentimen yang sesuai. Pendekatan pelabelan berbasis rating ini juga membantu mengurangi subjektivitas dalam proses penentuan kelas sentimen, karena didasarkan pada penilaian langsung yang diberikan oleh pengguna.

Berdasarkan hasil pelabelan yang telah dilakukan, diperoleh informasi bahwa distribusi data sentimen dalam dataset bersifat tidak seimbang. Jumlah data dengan sentimen positif dan sentimen negatif memiliki proporsi yang jauh lebih

IV. HASIL

A. Gambaran Umum Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset berupa ulasan pengguna aplikasi Mobile Legend yang diperoleh dari platform Kaggle. Dataset yang digunakan terdiri dari total 1.240 data ulasan yang dikumpulkan dari pengguna aplikasi. Setiap data dalam dataset tersebut memiliki lima atribut utama, yaitu *review*, *rating*, *isEdited*, *userName*, dan *title*. Atribut *review* berisi teks ulasan yang dituliskan oleh pengguna, yang mencerminkan pengalaman dan opini pengguna terhadap aplikasi. Atribut *rating* menunjukkan nilai penilaian yang diberikan pengguna dalam bentuk skala tertentu, yang menggambarkan tingkat kepuasan pengguna secara kuantitatif. Selanjutnya, atribut *isEdited* digunakan untuk menandai apakah suatu ulasan pernah mengalami pembaruan setelah dipublikasikan, atribut *userName* berisi identitas pengguna, sedangkan atribut *title* merupakan judul singkat yang mewakili isi ulasan.

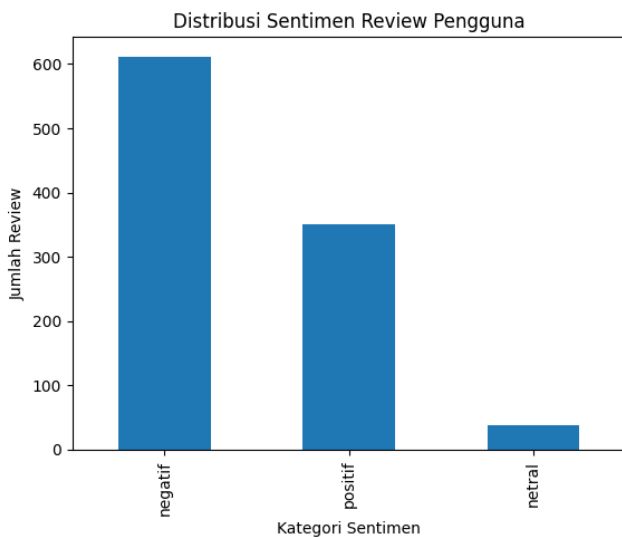
Dalam pelaksanaan penelitian ini, tidak seluruh atribut dalam dataset dimanfaatkan. Atribut yang digunakan hanya *review* dan *rating*, karena kedua atribut tersebut secara langsung merepresentasikan opini dan persepsi pengguna terhadap aplikasi Mobile Legend. Teks ulasan pada atribut *review* menjadi sumber utama dalam proses analisis sentimen berbasis teks, sementara atribut *rating* digunakan sebagai acuan

besar dibandingkan dengan jumlah data sentimen netral. Kondisi ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna cenderung memberikan penilaian yang bersifat tegas terhadap aplikasi, baik dalam bentuk apresiasi atas kualitas aplikasi maupun keluhan terhadap permasalahan yang dialami. Sebaliknya, penilaian yang bersifat netral relatif lebih sedikit, yang mengindikasikan bahwa pengguna lebih sering menyampaikan opini yang jelas dibandingkan pendapat yang berada di posisi tengah.

Ketidakseimbangan distribusi data antar kelas sentimen tersebut berpotensi memengaruhi kinerja model klasifikasi, terutama dalam mengenali dan memprediksi kelas sentimen yang jumlah datanya lebih sedikit. Model cenderung memiliki kecenderungan untuk mempelajari pola dari kelas mayoritas, sehingga dapat menurunkan tingkat akurasi prediksi pada kelas minoritas. Oleh karena itu, kondisi distribusi data ini perlu diperhatikan dalam proses evaluasi model, serta menjadi pertimbangan dalam penerapan metode atau strategi tambahan untuk meningkatkan performa klasifikasi sentimen secara keseluruhan.

TABEL II
DISTRIBUSI DATA REVIEW BERDASARKAN KATEGORI SENTIMEN

Index	Jumlah Data Tiap Sentimen	
	Kategori Sentimen	Jumlah Data
0	negatif	612
1	positif	351
2	netral	37



Gbr. 1 Frafik Distribusi Sentimen Review Pengguna

C. Hasil Preprocessing Data Teks

Tahap preprocessing merupakan langkah awal yang sangat penting dalam penelitian ini karena bertujuan untuk meningkatkan kualitas data teks sebelum dilakukan proses

ekstraksi fitur dan klasifikasi sentimen. Data ulasan pengguna yang diperoleh umumnya masih bersifat mentah dan mengandung berbagai unsur yang tidak relevan, sehingga diperlukan serangkaian proses pembersihan dan normalisasi data agar teks dapat diolah secara optimal oleh algoritma klasifikasi. Pada penelitian ini, tahapan preprocessing yang diterapkan meliputi case folding untuk mengonversi seluruh karakter teks menjadi huruf kecil, penghapusan URL, angka, simbol, serta karakter non-alfabet yang tidak memiliki kontribusi terhadap analisis sentimen. Selain itu, dilakukan pula penghapusan stopword guna menghilangkan kata-kata umum yang sering muncul namun tidak memiliki makna signifikan dalam membedakan kelas sentimen.

Selanjutnya, proses stemming diterapkan menggunakan library Sastrawi untuk mengubah kata-kata berimbuhan ke dalam bentuk kata dasarnya. Penerapan stemming ini bertujuan untuk menyatukan variasi kata yang memiliki makna sama sehingga dapat mengurangi kompleksitas data dan memperkaya representasi fitur. Dengan demikian, kata-kata yang memiliki arti serupa namun berbeda bentuk penulisan tidak lagi diperlakukan sebagai fitur yang berbeda oleh sistem.

Hasil dari seluruh tahapan preprocessing menunjukkan bahwa teks ulasan menjadi lebih ringkas, bersih, dan terstruktur secara linguistik. Kata-kata yang tidak memiliki nilai informatif berhasil dihilangkan, sementara kata-kata penting yang merepresentasikan opini pengguna dapat dipertahankan dalam bentuk yang lebih konsisten. Kondisi ini berkontribusi secara signifikan dalam meningkatkan efektivitas proses ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF, sekaligus membantu algoritma klasifikasi dalam mengenali pola sentimen secara lebih akurat. Dengan kata lain, tahap preprocessing berperan sebagai fondasi utama yang menentukan kualitas hasil analisis sentimen secara keseluruhan.

TABEL III
CONTOH REVIEW SEBELUM DAN SESUDAH PREPROCESSING

Index	Sebelum dan Sesudah Preprocessing	
	Review	Review Clean
0	Semakin main semakin parah tidak seperti apa yang saya main dari awal, Yang tadi rating 5 turun jadi rating 4 Mohon perbaikan Agar semua pemain merasakan kenyamanan terhadap perbaikan Bug Frame Terimakasih!	makin main makin parah apa main awal tadi rating turun jadi rating mohon baik semua main rasa nyaman baik bug frame terimakasih
1	my phone iphone 6 and getting force close every time opening skin, after 1 match, sometimes just force close, plizz get us a change to play a game	my phone iphone and getting force close every time opening skin after match sometimes just force close plizz get us a change to play a game

Index	Sebelum dan Sesudah Preprocessing	
	Review	Review Clean
2	Setiap main di pertengahan game pasti game nya keluar sendiri, parah ... ping nya naik turun nggak jelas setiap war selalu nge lag ... login lagi selalu mentok 47% saat pertandingan berlangsung ... apa hanya saya yg kayak gini main di iphone 6+ atau yg lain nya juga ada yg sama ?	main tengah game game nya keluar sendiri parah ping nya naik turun jelas war selalu nge lag login selalu mentok tanding langsung apa yg kayak gin main iphone yg nya yg sama
3	Moga jangan ada lag atau bug signal lagi	moga jangan lag bug signal
4	Lah ko keluar mulu ya bang game nya 1 kali maen keluar 1kali maen keluar lagi, keluar sendiri terus Apa ga kuat kali ya hp gua nya Masa sih ip 6plus 64GB IOS 12.4.2 masih ga kuat maen ML aduhh Parah bet keluar sendiri terus Makin gajelas dah ios terbaru & aplikasi ML nya	lah ko keluar mulu bang game nya kali maen keluar kali maen keluar keluar sendiri terus apa ga kuat kali hp gua nya masa sih ip plus gb ios ga kuat maen ml aduhh parah bet keluar sendiri terus makin gajelas dah ios baru aplikasi ml nya

D. Hasil Ekstraksi Fitur TF-IDF

Setelah seluruh tahapan preprocessing data teks, seperti case folding, tokenizing, stopword removal, dan stemming, berhasil dilakukan, langkah selanjutnya dalam penelitian ini adalah melakukan proses ekstraksi fitur menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Metode TF-IDF digunakan untuk mengonversi data teks yang semula tidak terstruktur menjadi bentuk numerik yang dapat diproses oleh algoritma pembelajaran mesin. Proses ini dilakukan dengan memberikan bobot pada setiap term berdasarkan dua komponen utama, yaitu frekuensi kemunculan suatu kata dalam satu dokumen dan tingkat ketersebaran kata tersebut di seluruh dokumen dalam dataset. Dengan demikian, kata-kata yang memiliki frekuensi tinggi namun muncul pada hampir seluruh dokumen akan mengalami penurunan bobot, sementara kata-kata yang muncul lebih spesifik pada dokumen tertentu akan memperoleh bobot yang lebih besar karena dianggap memiliki nilai informatif yang lebih tinggi.

Hasil dari proses ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF berupa vektor numerik berdimensi tinggi yang merepresentasikan karakteristik linguistik dari masing-masing review secara kuantitatif. Setiap vektor menggambarkan hubungan antara dokumen dan term yang terkandung di dalamnya, sehingga pola distribusi kata dalam ulasan dapat dianalisis secara matematis. Representasi vektor ini kemudian digunakan sebagai input pada tahap klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes. Algoritma tersebut memanfaatkan

probabilitas kemunculan kata dalam masing-masing kelas sentimen untuk melakukan proses prediksi secara statistik berdasarkan asumsi independensi antar fitur.

Penggunaan metode TF-IDF pada tahap ekstraksi fitur berperan penting dalam meningkatkan kinerja model klasifikasi, karena metode ini mampu menekankan kata-kata yang memiliki kontribusi signifikan dalam membedakan sentimen ulasan, baik sentimen positif maupun negatif. Dengan meminimalkan pengaruh kata-kata umum yang kurang relevan dan memperbesar bobot kata-kata bermakna, TF-IDF membantu algoritma Naive Bayes dalam mengenali pola sentimen secara lebih akurat. Oleh karena itu, kombinasi antara teknik TF-IDF dan algoritma Naive Bayes dinilai efektif untuk digunakan dalam analisis sentimen berbasis teks pada ulasan pengguna.

	Kata	Bobot TF-IDF
2376	rating	0.451330
1690	makin	0.309708
1676	main	0.308977
2773	tadi	0.278869
231	baik	0.266562
2854	terimakasih	0.222102
881	frame	0.218824
2370	rasa	0.215789
2102	nyaman	0.215789
200	awal	0.210321

Gbr. 2 Contoh Bobot TF-IDF pada Beberapa Kata

E. Hasil Klasifikasi Sentimen

Proses klasifikasi sentimen pada penelitian ini dilakukan dengan menerapkan algoritma Multinomial Naive Bayes, yang merupakan salah satu varian Naive Bayes yang umum digunakan dalam pengolahan data teks berbasis frekuensi kata. Dataset yang digunakan dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji, dengan proporsi sebesar 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji dari total 1.240 data ulasan pengguna. Pembagian data ini bertujuan untuk memastikan bahwa model memiliki data yang cukup untuk mempelajari pola sentimen, sekaligus menyediakan data terpisah untuk menguji kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Model Multinomial Naive Bayes dilatih menggunakan data latih yang telah melalui tahapan preprocessing dan ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF. Proses pelatihan ini memungkinkan model untuk mempelajari distribusi probabilitas kata pada masing-masing kelas sentimen, sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam melakukan prediksi. Selanjutnya, model yang telah dilatih diuji menggunakan data uji untuk mengevaluasi kinerjanya dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan secara otomatis.

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan, model Naive Bayes menghasilkan nilai akurasi sebesar 68%. Nilai akurasi tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar ulasan pengguna berhasil diklasifikasikan ke dalam kategori sentimen yang sesuai dengan label aktualnya. Meskipun demikian, hasil evaluasi juga mengindikasikan bahwa masih terdapat sejumlah kesalahan klasifikasi yang terjadi, terutama pada kelas sentimen netral. Hal ini menunjukkan bahwa model mengalami kesulitan dalam membedakan ulasan dengan sentimen netral dari ulasan yang memiliki kecenderungan positif atau negatif, yang kemungkinan dipengaruhi oleh kemiripan pola kata serta ketidakseimbangan distribusi data antar kelas sentimen. Oleh karena itu, hasil ini menjadi dasar untuk analisis lebih lanjut terkait performa model dan potensi perbaikan pada tahap klasifikasi sentimen.

TABEL V
HASIL EVALUASI KINERJA MODEL KLASIFIKASI NAÏVE BAYES

Sentimen	Klasifikasi			
	Precision	Recall	F1-Score	Support
negatif	0.657754	1.000000	0.793548	123.0
netral	0.000000	0.000000	0.000000	5.0
positif	1.000000	0.180556	0.305882	72.0

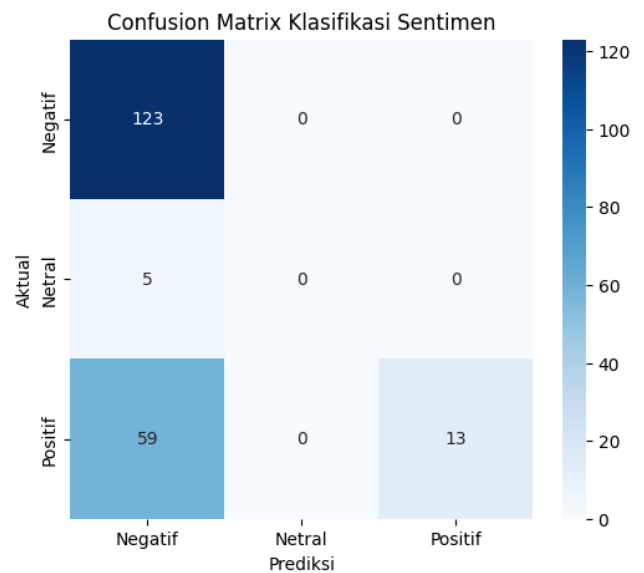
F. Hasil Klasifikasi Sentimen

Untuk menganalisis pola kesalahan klasifikasi secara lebih mendalam, penelitian ini memanfaatkan confusion matrix sebagai alat evaluasi kinerja model. Confusion matrix digunakan untuk menggambarkan perbandingan antara label kelas aktual dan hasil prediksi yang dihasilkan oleh model klasifikasi, sehingga memungkinkan identifikasi jenis kesalahan yang terjadi pada setiap kelas sentimen. Berdasarkan hasil confusion matrix yang diperoleh, dapat diketahui bahwa sebagian besar data dengan label sentimen negatif berhasil diklasifikasikan secara tepat oleh model, yang menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang cukup baik dalam mengenali karakteristik ulasan dengan sentimen negatif.

Meskipun demikian, hasil evaluasi juga menunjukkan adanya sejumlah data dengan sentimen positif dan netral yang mengalami kesalahan klasifikasi, di mana data tersebut diprediksi sebagai sentimen negatif. Kondisi ini mengindikasikan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan karakteristik linguistik antara kelas sentimen yang memiliki kemiripan pola kata. Selain itu, kesalahan klasifikasi tersebut juga dapat disebabkan oleh ketidakseimbangan distribusi jumlah data antar kelas sentimen

dalam dataset yang digunakan. Dominasi jumlah data pada kelas sentimen negatif menyebabkan model cenderung mempelajari pola dari kelas mayoritas secara lebih intensif, sehingga meningkatkan kecenderungan prediksi terhadap kelas tersebut.

Fenomena ini menunjukkan adanya bias model terhadap kelas mayoritas, yang berdampak pada penurunan tingkat akurasi prediksi untuk kelas minoritas, khususnya sentimen positif dan netral. Oleh karena itu, diperlukan strategi tambahan, seperti penyeimbangan data (resampling), penyesuaian bobot kelas, atau penggunaan metode klasifikasi alternatif, guna meningkatkan kemampuan model dalam mengenali seluruh kelas sentimen secara lebih proporsional dan akurat



Gbr. 2 Confusion Matrix Klasifikasi Sentimen Review

G. Visualisasi WordCloud

Berdasarkan visualisasi WordCloud yang ditampilkan pada kategori sentimen negatif dan netral, dapat diperoleh gambaran yang lebih rinci mengenai pola penggunaan kata serta fokus perhatian pengguna dalam menyampaikan ulasan terhadap permainan Mobile Legend. Visualisasi ini menunjukkan distribusi kata yang paling sering muncul, di mana ukuran kata merepresentasikan tingkat frekuensi kemunculannya dalam kumpulan ulasan pada masing-masing kategori sentimen. Dengan demikian, WordCloud tidak hanya berfungsi sebagai representasi visual semata, tetapi juga sebagai alat bantu analisis untuk memahami kecenderungan opini pengguna secara kualitatif.

Pada WordCloud sentimen negatif, terlihat dominasi kata-kata seperti game, main, error, force close, lag, update, dan sistem. Kemunculan kata-kata tersebut mengindikasikan bahwa keluhan pengguna umumnya berkaitan dengan aspek teknis dan performa permainan. Permasalahan seperti gangguan saat bermain, aplikasi yang tiba-tiba tertutup,

pembaruan sistem yang menyebabkan ketidakstabilan, serta penurunan kualitas pengalaman bermain menjadi isu yang paling sering disampaikan oleh pengguna dengan sentimen negatif. Selain itu, munculnya kata-kata yang berkaitan dengan mekanisme permainan dan sistem pertandingan juga menunjukkan adanya ketidakpuasan terhadap keseimbangan permainan maupun pengalaman kompetitif yang dirasakan pengguna.

Sementara itu, WordCloud pada kategori sentimen netral menunjukkan pola kata yang lebih beragam dan tidak terlalu terfokus pada satu isu tertentu. Kata-kata seperti game, main, server, phone, force close, dan sistem tetap muncul dengan frekuensi yang cukup tinggi, namun tidak selalu disertai dengan konteks emosional yang kuat. Hal ini mengindikasikan bahwa ulasan dengan sentimen netral cenderung berisi deskripsi pengalaman bermain secara umum, baik berupa penyampaian kondisi aplikasi, spesifikasi perangkat, maupun situasi yang dialami pengguna tanpa disertai ekspresi kepuasan atau ketidakpuasan yang dominan.

Perbandingan antara WordCloud sentimen negatif dan netral menunjukkan bahwa perbedaan utama terletak pada intensitas dan konteks penggunaan kata. Pada sentimen negatif, kata-kata teknis sering digunakan untuk mengekspresikan keluhan secara eksplisit, sedangkan pada sentimen netral, kata-kata serupa lebih banyak digunakan dalam konteks informatif atau deskriptif. Temuan ini memperkuat hasil analisis kuantitatif sebelumnya, khususnya terkait kesalahan klasifikasi yang terjadi akibat kemiripan kosakata antar kelas sentimen.

Secara keseluruhan, analisis WordCloud memberikan kontribusi penting dalam memperdalam interpretasi hasil analisis sentimen. Visualisasi ini membantu menjelaskan alasan di balik kecenderungan model dalam mengklasifikasikan ulasan tertentu ke dalam kelas sentimen tertentu, serta mengungkap topik dominan yang menjadi perhatian pengguna. Dengan demikian, penggunaan WordCloud sebagai analisis kualitatif mampu melengkapi evaluasi kuantitatif dan memberikan pemahaman yang lebih komprehensif terhadap opini pengguna terhadap permainan Mobile Legend.



Gbr. 3 WordCloud Riwiew Negatif



Gbr. 4 WordCloud Riwiew Positif

V. KESIMPULAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa analisis sentimen terhadap review pengguna aplikasi Mobile Legend dapat dilakukan dengan menggunakan metode text mining dan algoritma Naive Bayes. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari platform Kaggle dengan jumlah 1.240 data review pengguna yang terdiri dari teks ulasan dan rating. Rating pengguna dimanfaatkan sebagai dasar pelabelan sentimen ke dalam tiga kategori, yaitu positif, netral, dan negatif.

Proses analisis sentimen dilakukan melalui beberapa tahapan, meliputi preprocessing teks, ekstraksi fitur menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF), serta klasifikasi sentimen menggunakan algoritma Naive Bayes. Tahapan preprocessing berhasil membersihkan dan menormalkan teks ulasan sehingga data menjadi lebih terstruktur dan siap digunakan dalam proses klasifikasi.

Hasil pengujian model menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes mampu menghasilkan tingkat akurasi sebesar 68% dalam mengklasifikasikan sentimen review pengguna aplikasi Mobile Legend. Evaluasi menggunakan metrik precision, recall, dan F1-score menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen negatif, namun masih kurang optimal dalam mengenali sentimen netral. Hal ini dipengaruhi oleh distribusi data yang tidak seimbang, di mana jumlah data sentimen netral lebih sedikit dibandingkan dengan sentimen positif dan negatif.

Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa algoritma Naive Bayes dengan pembobotan TF-IDF cukup efektif untuk digunakan dalam analisis sentimen review pengguna aplikasi mobile. Informasi sentimen yang dihasilkan dapat dimanfaatkan oleh pengembang aplikasi sebagai bahan evaluasi untuk memahami persepsi dan tingkat kepuasan pengguna terhadap kualitas aplikasi.

B. Saran

Berdasarkan hasil dan kesimpulan penelitian, terdapat beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan

penelitian selanjutnya. Penelitian berikutnya disarankan untuk melakukan penyeimbangan data sentimen, khususnya pada kelas sentimen netral, agar performa model klasifikasi dapat meningkat dan hasil prediksi menjadi lebih merata pada setiap kelas sentimen.

Selain itu, penelitian selanjutnya dapat mencoba menggunakan algoritma klasifikasi lain, seperti Support Vector Machine (SVM), Random Forest, atau metode deep learning untuk membandingkan kinerja dengan algoritma Naive Bayes. Penggunaan metode pembobotan fitur lain atau optimasi parameter juga dapat dilakukan untuk meningkatkan akurasi model.

Penelitian berikutnya juga disarankan untuk memperluas sumber data, tidak hanya dari satu platform, sehingga hasil analisis sentimen dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai persepsi pengguna. Dengan pengembangan tersebut, diharapkan hasil analisis sentimen dapat memberikan kontribusi yang lebih optimal dalam mendukung peningkatan kualitas dan pengalaman pengguna aplikasi Mobile Legend.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terimakasih disampaikan kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan, baik berupa moral, materiil, maupun informasi, sehingga penelitian dan penulisan jurnal ini dapat diselesaikan dengan baik.

REFERENSI

- [1] T. Sari Ningsih, T. Iman Hermanto, I. Ma, ruf Nugroho, and S. Tinggi Teknologi Wastukencana Purwakarta, "Sentiment Analysis of Mobile Provider Application Reviews Using Naive Bayes Algorithm and Support Vector Machine," *Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*, vol. 8, no. 2, 2024, doi: 10.33395/v8i2.13469.
- [2] R. A. Sitorus and I. Zufria, "Application of the Naïve Bayes Algorithm in Sentiment Analysis of Using the Shopee Application on the Play Store," *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 15, no. 1, pp. 53–66, May 2024, doi: 10.31849/digitalzone.v15i1.19828.
- [3] H. Purnomo and A. Firdhayanti, "Klasifikasi Sentimen Ulasan Pengguna MyPertamina ... 801."
- [4] Ardiansyah and Kurniawan, "Optimasi Metode Naïve Bayes Classifier Menggunakan Pendekatan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) Pada Analisis Sentimen," *JSAI: Journal Scientific and Applied Informatics*, vol. 7, no. 3, 2024, doi: 10.36085.
- [5] W. Trisnawati and A. Wibowo, "Sentiment Analysis Of Ict Service User Using Naive Bayes Classifier And Svm Methods With Tf-Idf Text Weighting," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 5, no. 3, 2024, doi: 10.52436/1.jutif.2024.5.3.1784.
- [6] M. R. Hanafi and R. K. R., "Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Sirekap di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 4, pp. 1578–1586, Oct. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i4.1693.
- [7] B. A. Prabowo, A. Hindasyah, and A. Khalid Rivai, "Sentiment Analysis Of Pln Mobile Application Services Using Naive Bayes, Support Vector Machine (Svm) And Decision Tree Methods," *Jurnal Riset Informatika*, vol. 7, no. 3, pp. 236–243, Jun. 2025, doi: 10.34288/jri.v7i3.378.
- [8] Ricardus Mba Dala Pati, Eka Kusuma Pratama, and Tuslaela Tuslaela, "Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi JakLingko Menggunakan Metode Naïve Bayes," *Repeater : Publikasi Teknik Informatika dan Jaringan*, vol. 3, no. 4, pp. 12–21, Oct. 2025, doi: 10.62951/repeater.v3i4.638.
- [9] S. A. H. Bahtiar, C. K. Dewa, and A. Luthfi, "Comparison of Naïve Bayes and Logistic Regression in Sentiment Analysis on Marketplace Reviews Using Rating-Based Labeling," *Journal of Information Systems and Informatics*, vol. 5, no. 3, 2023, doi: 10.51519/journalisi.v5i3.539.
- [10] C. S. Sasikumar and A. Kumaravel, "Linear regression and support vector machine for classification of e-learning students' engagement and performance," *Int J Eng Adv Technol*, vol. 8, no. 6, pp. 2696–2700, Aug. 2019, doi: 10.35940/ijeat.F8760.088619.
- [11] M. Muneeb Shoaib and S. Abrar, "Planar Inverted-F Antenna for Portable Devices: An Empirical Study of the Resonant Frequency and Fractional Bandwidth," in *2020 13th International Conference on Communications, COMM 2020 - Proceedings*, 2020, doi: 10.1109/COMM48946.2020.9142005.
- [12] A. U. T. Ama, D. N. Mulya, Y. P. D. Astuti, and I. B. G. Prasadhyia, "Analisis Sentimen Customer Feedback Tokopedia Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, vol. 4, no. 1, 2022, doi: 10.30865/json.v4i1.4783.
- [13] S. Ahmed *et al.*, "Temporal analysis and opinion dynamics of COVID-19 vaccination tweets using diverse feature engineering techniques," *PeerJ Comput Sci*, vol. 9, 2023, doi: 10.7717/PEERJ-CS.1190.
- [14] B. S. G. Wicaksono, Evanita, and A. A. Riadi, "Sentiment Analysis of BSI Mobile App Reviews Using Naïve Bayes Classifier Algorithm," *Bina Informatika dan Komputer (BINER)*, vol. 2, no. 1, 2024.
- [15] S. Amrie, S. Kurniawan, J. H. Windiatmaja, and Y. Ruldeviyani, "Analysis of Google Play Store's Sentiment Review on Indonesia's P2P Fintech Platform," in *2022 IEEE Delhi Section Conference, DELCON 2022*, 2022, doi: 10.1109/DELCON54057.2022.9753108.
- [16] W. Aljedaani, F. Rustam, S. Ludi, A. Ouni, and M. W. Mkaouer, "Learning Sentiment Analysis for Accessibility User Reviews," in *Proceedings - 2021 36th IEEE/ACM International Conference on Automated Software Engineering Workshops, ASEW 2021*, 2021, doi: 10.1109/ASEW52652.2021.00053.

PENULIS



Dewi Masitoh, Lahir di Jepara pada tanggal 19 Oktober 2003. Riwayat Pendidikan Program Studi Sistem Informasi Fakultas Teknik Universitas Muria Kudus. Pernah menerbitkan jurnal dengan judul Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Gojek Menggunakan Metode Support Vector Machine dan Penerapan Aplikasi Digital Untuk Administrasi Surat Rekomendasi Berbasis Web Pada Bidang Angkutan Umum Dinas Perhubungan Kab. Jepara



Noor Latifah, S.Kom., M.Kom, dosen pada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Muria Kudus. Aktif dalam kegiatan pengajaran, penelitian, dan pengembangan di bidang sistem informasi serta berkontribusi dalam peningkatan kualitas akademik di lingkungan perguruan tinggi.