



SISTEM ANALISIS SENTIMEN ULASAN PRODUK BERBAHASA INDONESIA MENGUNAKAN METODE LEXICON DENGAN VISUALISASI INTERAKTIF

Muhamad Zaky Priambada Anugrah¹, Muhammad Lutfi², Muhammad Fahmi Abdillah
Mahri³, Anggraini Puspita Sari^{4*}

Informatika, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur

23081010004@student.upnjatim.ac.id¹, 230810100073@student.upnjatim.ac.id²,

23081010089@student.upnjatim.ac.id³, anggraini.puspita.if@gmail.com^{4*}

Abstrak

Perkembangan pesat e-commerce telah meningkatkan jumlah ulasan produk yang diberikan oleh konsumen. Ulasan ini menjadi acuan penting bagi calon pembeli dalam membuat keputusan, namun dengan banyaknya data yang tersedia, analisis manual menjadi tidak efisien. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem analisis sentimen berbasis lexicon dalam Bahasa Indonesia yang mampu mengklasifikasikan ulasan produk e-commerce ke dalam kategori positif, negatif, dan netral, sehingga pengguna dapat mengunggah data ulasan dan memperoleh hasil analisis dalam bentuk visualisasi dan laporan yang mudah dipahami. Proses klasifikasi dilakukan berdasarkan pencocokan kata dalam ulasan terhadap daftar lexicon yang telah disusun. Untuk mengevaluasi performa sistem, dilakukan pengujian dengan dua skenario pembagian data, yaitu 70:30 dan 80:20. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem mampu mencapai akurasi uji di atas 79% pada kedua skenario, dengan akurasi terbaik dicapai pada skenario 70:30 sebesar 80,7%. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan lexicon cukup efektif dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan produk berbahasa Indonesia dan dapat membantu pelaku bisnis memahami opini konsumen secara cepat dan objektif.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, *Lexicon*, Streamlit.

Abstract

The rapid growth of e-commerce has led to an increasing number of product reviews submitted by consumers. These reviews serve as an important reference for potential buyers when making purchasing decisions. However, the large volume of data makes manual analysis inefficient. This study aims to develop a sentiment analysis system based on a lexicon approach in the Indonesian language, capable of classifying e-commerce product reviews into positive, negative, and neutral categories, enabling users to upload review data and obtain analysis results through interactive visualizations and downloadable reports. Sentiment classification is performed by matching words in the reviews with a pre-defined sentiment lexicon. To evaluate system performance, testing was

Article History

Received: Juli 2025

Reviewed: Juli 2025

Published: Juli 2025

Plagiarism Checker No 234

Prefix DOI : Prefix DOI :

10.8734/Kohehi.v1i2.365

Copyright : Author

Publish by : Kohehi



This work is licensed

under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)



conducted using two data split scenarios: 70:30 and 80:20. The results show that the system achieved test accuracies above 79% in both scenarios, with the best performance in the 70:30 split, reaching 80.7% accuracy. These findings indicate that the lexicon-based approach is effective in classifying sentiment in Indonesian-language product reviews and can assist businesses in understanding customer opinions quickly and objectively.

Keywords: *Sentiment Analysis, Lexicon, Streamlit*

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan teknologi informasi dan internet telah membawa perubahan signifikan dalam berbagai sektor, salah satunya dalam dunia perdagangan melalui platform e-commerce. Platform-platform seperti Shopee, Tokopedia, dan Lazada kini menjadi sarana utama masyarakat Indonesia dalam melakukan transaksi jual beli secara online. Salah satu fitur utama yang mendukung proses ini adalah ulasan produk, yang memungkinkan pembeli untuk memberikan penilaian terhadap pengalaman mereka setelah membeli suatu produk. Ulasan produk ini tidak hanya berfungsi sebagai bahan pertimbangan bagi calon pembeli, tetapi juga sebagai indikator kualitas produk yang dijual (Ujung et al., 2023).

Seiring dengan tingginya volume ulasan, muncul tantangan bagi pelaku bisnis dan konsumen dalam mengevaluasi opini secara menyeluruh dan efisien. Banyaknya ulasan yang diberikan sering kali menimbulkan kesulitan dalam menganalisis persepsi konsumen secara cepat dan objektif. Di samping itu, terdapat ketidakkonsistenan antara isi ulasan dengan rating yang diberikan, misalnya ulasan positif namun disertai rating rendah, atau sebaliknya. Penelitian oleh (Fauzan Abdillah & Pramesti, 2024) menunjukkan bahwa ketidakkonsistenan dalam ulasan menjadi tantangan utama dalam memahami opini konsumen di platform e-commerce Indonesia.

Dalam konteks ini, analisis sentimen dapat menjadi solusi untuk mengatasi tantangan tersebut. Salah satu metode yang paling populer digunakan dalam analisis sentimen adalah metode *lexicon-based*. Metode ini membandingkan kata-kata dalam teks ulasan terhadap daftar kata-kata positif dan negatif yang telah ditentukan sebelumnya. Keunggulan dari metode *lexicon-based* adalah kemampuannya untuk melakukan analisis sentimen tanpa memerlukan data latih yang besar, sehingga lebih efisien dalam hal waktu dan sumber daya. Selain itu, pendekatan ini cukup fleksibel dan mudah diterapkan pada berbagai bahasa, termasuk Bahasa Indonesia. Sebagaimana dijelaskan oleh (Muktafin et al., 2020) metode ini efektif untuk menganalisis sentimen teks dalam Bahasa Indonesia, terutama karena kosakata dalam Bahasa Indonesia yang dapat diadaptasi ke dalam daftar kata positif dan negatif.

Penelitian oleh (Syah et al., 2024) juga menunjukkan bahwa pendekatan *lexicon-based* dapat menghasilkan analisis sentimen yang akurat pada aplikasi e-commerce di Indonesia, seperti Shopee, Tokopedia, dan Blibli. Keakuratan ini menunjukkan bahwa pendekatan ini dapat diandalkan untuk mengidentifikasi sentimen konsumen yang terkandung dalam ulasan produk, bahkan dengan variasi bahasa yang digunakan oleh pengguna.



Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem analisis sentimen otomatis menggunakan metode *lexicon*, yang dapat diintegrasikan dalam sebuah aplikasi berbasis web menggunakan Streamlit. Sistem ini diharapkan dapat membantu pelaku bisnis dalam mengevaluasi ulasan konsumen dengan lebih cepat dan objektif, serta menghasilkan laporan analisis sentimen dalam format CSV dan PDF secara otomatis. Hal ini sesuai dengan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Hasugian et al., 2023), yang membuktikan bahwa metode *lexicon-based* dapat diimplementasikan dalam sistem berbasis antarmuka sederhana menggunakan Python untuk menghasilkan laporan analisis sentimen yang dapat diunduh dalam format CSV dan PDF.

LANDASAN TEORI

Bab ini membahas konsep-konsep teoretis yang menjadi dasar dalam penelitian ini, meliputi analisis sentimen, metode *lexicon* (*lexicon-based*), serta teknologi pendukung yang digunakan dalam perancangan dan implementasi sistem.

2.1 Analisis Sentimen

Analisis sentimen, sering disebut juga *opinion mining*, adalah cabang dari Natural Language Processing (NLP) yang berfokus pada identifikasi, ekstraksi, dan kuantifikasi opini, sentimen, dan subjektivitas dalam data teks (Suarna & Prihartono, 2024). Tujuan utamanya adalah untuk menentukan polaritas dari sebuah teks—apakah mengekspresikan opini positif, negatif, atau netral. Dalam konteks e-commerce, analisis sentimen menjadi alat strategis untuk mengolah data ulasan produk yang masif dan tidak terstruktur, mengubahnya menjadi wawasan bisnis yang dapat ditindaklanjuti (Josen Limbong et al., 2021).

Dengan menganalisis ulasan secara otomatis, pelaku bisnis dapat memahami persepsi konsumen terhadap produk, mengidentifikasi aspek yang perlu diperbaiki, dan memonitor reputasi merek secara *real-time*. Hal ini secara langsung mendukung tujuan penelitian untuk mengevaluasi ulasan produk secara efisien (Anggraini Puspita Sari et al., 2020).

2.2 Metode Lexicon (Lexicon-Based)

Metode lexicon merupakan salah satu pendekatan dalam analisis sentimen yang mengandalkan penggunaan kamus sentimen (*sentiment lexicon*). Kamus ini terdiri dari daftar kata-kata yang telah diberi label polaritas, yaitu positif atau negatif, dan terkadang juga dilengkapi dengan skor yang menunjukkan kekuatan sentimen tersebut (Safryda Putri et al., 2023). Pendekatan ini dipilih karena memiliki relevansi yang tinggi dalam mengatasi permasalahan terkait perancangan sistem analisis sentimen untuk Bahasa Indonesia, terutama karena tidak memerlukan data latih berlabel dalam jumlah besar, yang seringkali menjadi kendala dalam penelitian bahasa non-Inggris.

2.3 Teknologi Pendukung Implementasi

Untuk membangun sistem sesuai tujuan penelitian, digunakan serangkaian teknologi berbasis Python yang saling mendukung dan dipilih berdasarkan kemampuannya dalam menangani data teks, visualisasi, serta kebutuhan pengembangan antarmuka pengguna secara efisien (Safryda Putri et al., 2023). Pemilihan teknologi ini mempertimbangkan aksesibilitas pengguna non-teknis, kemudahan integrasi antar pustaka, serta fleksibilitas dalam menyajikan hasil secara interaktif dan profesional.



2.3.1 Bahasa Pemrograman Python

Python adalah bahasa pemrograman serbaguna yang menjadi standar industri dalam ilmu data berkat sintaksisnya yang ringkas dan ekosistem pustaka (*library*) yang luas (Sain et al., 2023). Dalam penelitian ini, pustaka **Pandas** memegang peranan krusial untuk memuat dan memanipulasi data ulasan dari file CSV. Sementara itu, **Matplotlib** digunakan untuk menghasilkan visualisasi data, seperti diagram lingkaran (*pie chart*), yang menyajikan distribusi sentimen secara ringkas dan mudah dipahami (Luh et al., 2023).

2.3.2 Streamlit

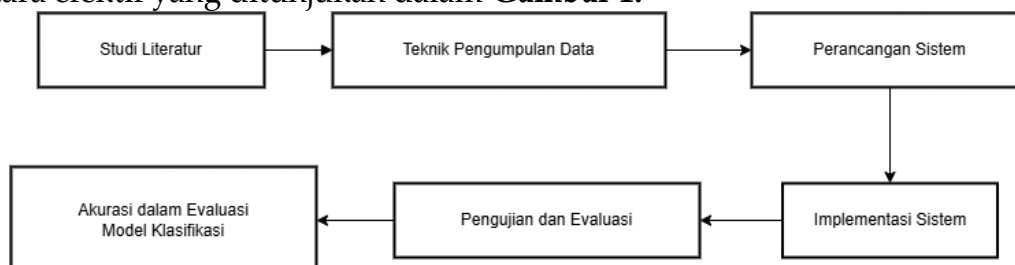
Streamlit adalah kerangka kerja (*framework*) Python *open-source* yang dirancang khusus untuk membangun aplikasi web berbasis data dengan cepat. Streamlit menyederhanakan proses pengembangan antarmuka pengguna (UI), memungkinkan peneliti untuk fokus pada logika analisis data dan mengubah skrip menjadi aplikasi interaktif tanpa memerlukan keahlian pengembangan web front-end. Penggunaan Streamlit secara langsung menjawab tujuan penelitian untuk membangun sistem yang mudah diakses dan diimplementasikan (Jalil et al., 2024).

2.3.3 ReportLab

ReportLab adalah pustaka Python yang berfungsi untuk membuat dokumen PDF secara terprogram. Kemampuannya untuk mengatur tata letak, teks, tabel, dan grafik secara dinamis menjadikannya alat yang ideal untuk menjawab rumusan masalah ketiga, yaitu menyajikan hasil analisis dalam format laporan yang profesional dan portable (Kuddus, 2021). Fitur ini penting untuk memberikan output yang dapat langsung digunakan oleh pelaku bisnis untuk keperluan dokumentasi dan pengambilan keputusan.

METODE PENELITIAN

Bab ini menguraikan langkah-langkah sistematis yang dilakukan dalam penelitian, mulai dari perancangan arsitektur, teknik pengumpulan data, implementasi sistem, hingga metode evaluasi yang digunakan untuk mengukur kinerja sistem analisis sentimen. Penelitian ini dilaksanakan melalui beberapa tahapan yang terstruktur untuk memastikan tujuan penelitian tercapai secara efektif yang ditunjukkan dalam **Gambar 1**.



Gambar 1. Kerangka Alur Penelitian

3.1 Studi Literatur

Studi literatur adalah langkah pertama dalam setiap penelitian yang bertujuan untuk memahami konsep-konsep dasar yang sudah ada dan menemukan celah untuk kontribusi baru. Dalam konteks kode yang kamu kirimkan, meskipun tidak ada bagian eksplisit yang membahas *studi literatur*, kode tersebut berhubungan erat dengan kajian mengenai *analisis sentimen*, yang



telah banyak dibahas dalam literatur *Natural Language Processing* (NLP). Penggunaan *lexicon* untuk menentukan sentimen (positif dan negatif) adalah dasar yang sangat umum dalam penelitian terkait analisis teks.

3.2 Teknik Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder berupa ulasan produk dari kategori jaket yang diambil dari platform e-commerce Shopee, khususnya dari toko Heyfreak Official Shop, dengan periode pengambilan data mulai tahun 2022 hingga 2024. Dataset yang diperoleh berjumlah 500 ulasan teks dan difokuskan pada satu atribut utama, yaitu isi ulasan konsumen tanpa disertai label sentimen atau rating. Oleh karena itu, penentuan kategori sentimen dilakukan sepenuhnya menggunakan pendekatan *lexicon* berdasarkan jumlah kata positif dan negatif yang ditemukan dalam masing-masing ulasan. Untuk keperluan evaluasi sistem, dataset dibagi ke dalam dua skenario, yakni skenario pertama dengan rasio 70:30 yang terdiri atas 350 data latih dan 150 data uji, serta skenario kedua dengan rasio 80:20 yang terdiri atas 400 data latih dan 100 data uji. Pembagian dilakukan secara acak guna menjaga distribusi sentimen yang merata di setiap kelompok data. Penerapan dua skenario pembagian data ini bertujuan untuk membandingkan pengaruh variasi rasio data latih dan data uji terhadap performa sistem dalam mengklasifikasikan sentimen secara otomatis.

3.3 Perancangan Sistem

Sistem dirancang untuk dapat menerima masukan berupa file CSV, melakukan analisis sentimen, dan menyajikan hasilnya melalui antarmuka web interaktif serta laporan yang dapat diunduh. Proses utama dalam sistem adalah sebagai berikut:

1. Input Data

Pengguna mengunggah file CSV yang memiliki kolom ulasan, yang berisi teks opini konsumen terhadap produk.

2. Pra-pemrosesan Data

Sebelum dilakukan analisis sentimen, setiap ulasan akan melalui tahap pra-pemrosesan yang bertujuan untuk membersihkan dan menyiapkan data teks agar lebih sesuai untuk dianalisis. Tahapan ini meliputi:

- **Lowercasing:** Mengubah seluruh huruf dalam ulasan menjadi huruf kecil agar seragam dalam pencocokan kata.
- **Penghapusan karakter kosong dan tanda baca:** Menghapus spasi berlebih, newline ($\backslash n$), serta tanda baca seperti titik, koma, dan simbol lainnya yang tidak relevan untuk analisis sentimen.
- **Tokenisasi:** Memecah teks ulasan menjadi potongan-potongan kata (token) agar dapat dibandingkan satu per satu dengan *lexicon*.
- **Penghapusan stopwords (jika diterapkan):** Menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki makna sentimen, seperti "yang", "dan", "adalah", dan sebagainya.
- **Penyaringan kata kosong:** Baris ulasan yang kosong atau hanya mengandung spasi akan diabaikan dalam proses analisis.

3. Pemuatan Lexicon

Sistem memuat daftar kata positif dan negatif dari file positif.txt dan negatif.txt, yang disusun berdasarkan referensi *lexicon* Bahasa Indonesia. *Lexicon* ini menjadi dasar pembobotan sentimen dalam setiap ulasan.

4. Analisis Sentimen

Setiap token (kata) dalam ulasan dibandingkan dengan isi lexicon. Jumlah kata positif dan negatif dihitung, lalu ditentukan kelas sentimen berdasarkan:

- Jika kata positif lebih banyak → **Positif**
- Jika kata negatif lebih banyak → **Negatif**
- Jika sama banyak atau tidak ada kecocokan → **Netral**

5. Visualisasi dan Output

Hasil analisis sentimen ditampilkan dalam bentuk:

- **Tabel ulasan dan sentimen** di aplikasi web.
- **Diagram lingkaran (pie chart)** yang menunjukkan distribusi sentimen.
- **Fitur unduh hasil** dalam format CSV dan PDF, yang memudahkan pengguna untuk menyimpan laporan.

3.4 Implementasi Sistem

Tahap *implementasi* mencakup penerapan teknis dari desain yang telah dibuat. Dalam hal ini, kode tersebut telah mengimplementasikan fungsionalitas untuk mengunggah file CSV, melakukan analisis sentimen dengan membandingkan kata-kata dalam ulasan dengan *lexicon* positif dan negatif, serta menghasilkan visualisasi distribusi.



Gambar 2. Wireframe input file

3.5 Pengujian dan Evaluasi

Setelah sistem dirancang dan diimplementasikan, dilakukan tahap pengujian dan evaluasi untuk menilai performa sistem dalam mengklasifikasikan sentimen secara otomatis. Langkah-langkah pengujian dan evaluasi yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- **Pembagian Data**

Dataset ulasan yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 500 data ulasan yang diperoleh dari platform e-commerce Shopee. Untuk keperluan pengujian dan evaluasi, dataset ini dibagi menjadi dua skenario pembagian data, yaitu: (1) skenario pertama menggunakan 70% data latih (350 data) dan 30% data uji (150 data), serta (2) skenario kedua menggunakan 80% data latih (400 data) dan 20% data uji (100 data). Pembagian dilakukan secara acak untuk menjaga keragaman data pada masing-masing kelompok. Skenario pembagian ini digunakan guna membandingkan pengaruh proporsi data terhadap performa sistem dalam mengklasifikasikan sentimen, sehingga diperoleh evaluasi yang lebih komprehensif dan objektif terhadap model klasifikasi yang dibangun.

- **Pengujian Dengan Data Uji**



Sistem dijalankan menggunakan data uji untuk menghasilkan klasifikasi sentimen. Hasil klasifikasi ini kemudian dianalisis untuk mengetahui distribusi sentimen dan untuk mengukur akurasi sistem secara keseluruhan.

- **Evaluasi Akurasi**

Akurasi dihitung berdasarkan jumlah prediksi yang benar dibandingkan dengan total jumlah data uji. Perhitungan ini mengacu pada rumus dasar evaluasi klasifikasi yang mempertimbangkan True Positive, True Negative, False Positive, dan False Negative.

- **Matriks Konfusi**

Matriks konfusi digunakan untuk memberikan gambaran lebih rinci mengenai kinerja model dalam memetakan prediksi ke dalam masing-masing kategori sentimen (Positif, Netral, Negatif). Matriks ini berguna untuk mengidentifikasi jenis kesalahan klasifikasi yang paling sering terjadi.

- **Evaluasi Matriks Klasifikasi**

Selain akurasi, dilakukan juga penghitungan metrik lain seperti precision, recall, dan f1-score untuk masing-masing kelas sentimen. Evaluasi dilakukan menggunakan pustaka **sklearn.metrics** dalam Python. Nilai macro average dan weighted average juga dihitung untuk mendapatkan gambaran performa rata-rata sistem secara menyeluruh.

Langkah-langkah ini bertujuan untuk memberikan penilaian yang objektif terhadap kekuatan dan kelemahan sistem, serta menjadi dasar bagi pengembangan dan perbaikan pada tahap selanjutnya.

3.6 Akurasi dalam Evaluasi Model Klasifikasi

Akurasi adalah salah satu metrik yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Akurasi mengukur sejauh mana model dapat memprediksi dengan benar, baik untuk kelas positif maupun negatif (Rachmadana Ismail et al., 2023). Akurasi dihitung dengan persamaan berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

- **TP** (True Positive): Jumlah prediksi yang benar untuk kelas positif.
- **TN** (True Negative): Jumlah prediksi yang benar untuk kelas negatif.
- **FP** (False Positive): Jumlah prediksi yang salah untuk kelas positif (disebut juga sebagai *Type I error*).
- **FN** (False Negative): Jumlah prediksi yang salah untuk kelas negatif (disebut juga sebagai *Type II error*).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Metode *lexicon* yang digunakan dalam penelitian ini terbukti mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan produk berbahasa Indonesia secara cukup efektif. Dengan memanfaatkan daftar kata-kata positif dan negatif yang telah disusun sebelumnya, sistem dapat melakukan identifikasi sentimen berdasarkan dominasi kata dalam setiap ulasan. Keunggulan utama dari pendekatan ini adalah tidak memerlukan proses pelatihan model berbasis data berlabel yang kompleks, sehingga proses klasifikasi dapat dilakukan secara lebih ringan dan efisien. Meskipun demikian, karena metode ini bergantung sepenuhnya pada kecocokan kata dalam kamus

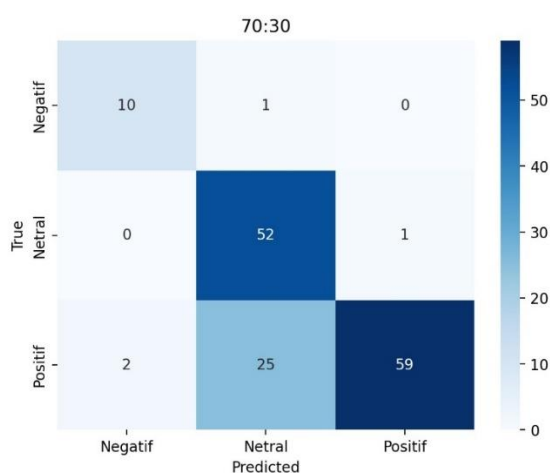


lexicon, kinerjanya sangat dipengaruhi oleh kelengkapan dan relevansi daftar kata yang digunakan. Berdasarkan hasil evaluasi, terlihat bahwa sistem memberikan akurasi yang cukup tinggi pada kedua skenario pembagian data, yaitu 70:30 dan 80:20, dengan rata-rata akurasi uji mencapai di atas 79%. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan lexicon mampu memberikan hasil klasifikasi yang stabil pada dataset e-commerce berbahasa Indonesia, meskipun masih terdapat tantangan dalam membedakan sentimen yang kontekstual atau ambigu, terutama antara kelas netral dan positif..

4.1 Hasil Perbandingan Rasio (70:30 antara 80:20)

4.1.1 Hasil Perbandingan 70:30

Pada pengujian dengan skema pembagian data 70% untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian, model diuji untuk mengklasifikasikan data ke dalam tiga kelas sentiment, yaitu Negatif, Netral dan Positif. Hasil evaluasi ditunjukkan pada confusion matrix pada berikut :



Gambar 3. Matriks Konfusi 70:30

Berdasarkan data tersebut, model memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan Netral dan cukup baik untuk Negatif. Namun, terlihat bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan antara Positif dan Netral, dengan 25 data Positif justru diklasifikasi sebagai Netral

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.8	0.9	0.9	11
Netral	0.7	1.0	0.8	53
Positif	1.0	0.7	0.8	86
accuracy	0.8	0.8	0.8	0
macro avg	0.8	0.9	0.8	150
weighted avg	0.9	0.8	0.8	150

Gambar 4. Klasifikasi Report 70:30

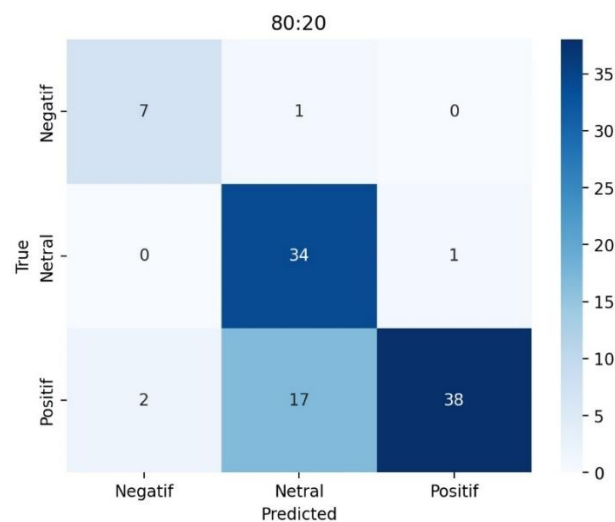
Pengujian model dengan pembagian data 70:30 menghasilkan akurasi sebesar 80%. Pada kelas **Negatif**, precision dan recall masing-masing sebesar 0,8 dan 0,9. Kelas **Netral** menunjukkan



recall tertinggi (1,0) dengan precision sebesar 0,7, sementara kelas **Positif** memiliki precision sempurna (1,0) namun recall hanya 0,7. Rata-rata makro (macro average) dan rata-rata berbobot (weighted average) untuk metrik precision, recall, dan f1-score berada pada kisaran 0,8 hingga 0,9. Hasil ini menunjukkan performa model cukup stabil, namun tetap menunjukkan ketidakseimbangan antara recall dan precision pada kelas tertentu, sehingga masih diperlukan upaya peningkatan model, terutama untuk meningkatkan generalisasi terhadap kelas **Positif** dan **Netral**.

4.1.2 Hasil Perbandingan 80:20

Pada pengujian dengan skema pembagian data 70% untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian. Tujuan penggunaan rasio ini adalah untuk memberikan model lebih banyak data saat proses pelatihan, dengan harapan dapat meningkatkan kemampuannya dalam mengenali pola-pola kompleks di dalam data.



Gambar 5. Matriks Konfusi 80:20

Dari tabel tersebut, dapat disimpulkan bahwa model kembali menunjukkan hasil yang baik untuk kelas Netral dan Positif, meskipun masih terdapat kekeliruan klasifikasi, khususnya data Positif yang diprediksi sebagai Netral.

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.8	0.9	0.8	8
Netral	0.7	1.0	0.8	35
Positif	1.0	0.7	0.8	57
accuracy	0.8	0.8	0.8	0
macro avg	0.8	0.8	0.8	100
weighted avg	0.8	0.8	0.8	100

Gambar 6. Klasifikasi Report 80:20

Hasil pengujian model klasifikasi dengan pembagian data 80:20 menunjukkan akurasi sebesar 80%. Pada kelas Negatif, precision dan recall masing-masing sebesar 0,8 dan 0,9. Kelas Netral memiliki recall tinggi (1,0) namun precision rendah (0,7), sedangkan kelas Positif memiliki



precision sempurna (1,0) namun recall hanya 0,7. Nilai rata-rata keseluruhan (macro dan weighted average) untuk precision, recall, dan f1-score adalah 0,8. Hasil ini menunjukkan bahwa model cukup baik, namun performanya belum seimbang di semua kelas, sehingga perlu dilakukan optimasi atau penyeimbangan data.

Untuk mengevaluasi kinerja sistem dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan, dilakukan pembagian data menjadi dua skenario, yaitu 70% data latih dan 30% data uji, serta 80% data latih dan 20% data uji. Pada masing-masing skenario, dilakukan pengujian terhadap akurasi hasil prediksi model terhadap data uji. Hasil dari proses ini disajikan dalam bentuk tabel dan classification report untuk memberikan gambaran performa model dalam mengklasifikasikan sentimen positif, negatif, dan netral

Tabel 1. Perbandingan Akurasi

	Split	Akurasi Latih	Akurasi Uji
1	70:30	86.6%	80.7%
2	80:20	84.5%	79.0%

Pada Tabel 1 menyajikan perbandingan akurasi model dalam dua skenario pembagian data, yaitu 70% data latih dan 30% data uji (Split 70:30), serta 80% data latih dan 20% data uji (Split 80:20). Berdasarkan hasil yang ditampilkan, pada skenario Split 70:30, model menghasilkan akurasi sebesar 86.6% pada data latih dan 80.7% pada data uji. Sedangkan pada skenario Split 80:20, akurasi pada data latih mencapai 84.5% dan akurasi pada data uji sebesar 79.0%. Hasil ini menunjukkan bahwa perbedaan proporsi data latih dan data uji tidak memberikan dampak signifikan terhadap performa model, namun model dengan pembagian 70:30 cenderung memberikan hasil yang lebih optimal baik pada data latih maupun data uji. Secara umum, nilai akurasi di atas 79% menunjukkan bahwa pendekatan analisis sentimen berbasis lexicon yang digunakan mampu melakukan klasifikasi sentimen ulasan dengan cukup baik.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menghasilkan sistem analisis sentimen ulasan produk berbahasa Indonesia berbasis lexicon yang diimplementasikan dalam bentuk. Sistem ini dirancang untuk mengklasifikasikan 500 ulasan produk ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu Positif, Netral, dan Negatif. Dataset dibagi menjadi 350 data latih (70%) dan 150 data uji (30%) guna memastikan proses evaluasi dilakukan secara objektif. Berdasarkan hasil pengujian, sistem mencapai akurasi sebesar 84,54% pada data latih dan 80,67% pada data uji, dengan akurasi total sebesar 81%.

Evaluasi performa sistem melalui confusion matrix dan laporan klasifikasi menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang cukup baik dalam mengidentifikasi ulasan positif dan negatif, meskipun masih terdapat tantangan dalam membedakan kelas netral dan positif. Fitur visualisasi serta ekspor hasil ke format CSV dan PDF turut mendukung kemudahan penggunaan bagi pelaku bisnis untuk memahami persepsi konsumen secara cepat dan interaktif. Untuk pengembangan ke depan, akurasi sistem dapat ditingkatkan dengan memperkaya daftar lexicon, menyempurnakan teknik pra-pemrosesan, dan menggabungkan pendekatan machine learning untuk mendukung klasifikasi yang lebih adaptif.



DAFTAR PUSTAKA

- Anggraini Puspita Sari, st, Hiroshi Suzuki, nd, & Takashi Yasuno, th. (2020). *Prediction Model of Wind Speed and Direction using Convolutional Neural Network - Long Short Term Memory*.
- Dewandono, W. A. (2020). *Leksikologi dan Leksikologi Dalam Pembuatan dan Pemaknaan Kamus*.
- Fauzan Abdillah, R., & Pramesti, A. N. (2024). *Seminar Nasional Amikom Surakarta (SEMNASA) 2024 Dampak Rating dan Ulasan Konsumen Terhadap Keputusan Pembelian di E-Commerce*.
- Hasugian, A. H., Fakhriza, M., & Zukhoiriyah, D. (2023). Analisis Sentimen Pada Review Pengguna E-Commerce Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *Januari*.
<https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsk/index>
- Jalil, A., Homaidi, A., & Fatah, Z. (2024). Implementasi Algoritma Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Status Stunting Pada Balita. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 8(3), 2070–2079.
<https://doi.org/10.33379/gtech.v8i3.4811>
- Josen Limbong, J. A., Sembiring, I., Dwi Hartomo, K., Kristen Satya Wacana, U., & Korespondensi, P. (2021). Analisis Klasifikasi Sentimen Ulasan Pada E-Commerce Shopee Berbasis Word Cloud Dengan Metode Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor Analysis of Review Sentiment Classification on E-Commerce Shopee Word Cloud Based With Naïve Bayes and K-Nearest Neighbor Methods.
<https://doi.org/10.25126/jtiik.202294960>
- Kuddus, M. K. F. (2021). *Skripsi Sistem Presensi Pegawai Berbasis Computer Vision Disusun dan diajukan oleh: Muhammad Kahfi Fajri Kuddus D42114313*.
- Luh, N., Erawati, A., Kadek, I., Asmarajaya, A., Noppi, K., & Jaya, A. (2023). *Visualisasi Data Pemetaan Nasabah Kredit Pada LPD Desa Adat Kesiman Menggunakan Python*.
- Muktafin, E. H., Kusriani, K., & Luthfi, E. T. (2020). Analisis Sentimen pada Ulasan Pembelian Produk di Marketplace Shopee Menggunakan Pendekatan Natural Language Processing. *Jurnal Eksplora Informatika*, 10(1), 32–42. <https://doi.org/10.30864/eksplora.v10i1.390>
- Rachmadana Ismail, A., Bagus, R., Hakim, F., & Artikel, R. (2023). Implementasi Lexicon Based Untuk Analisis Sentimen Dalam Mengetahui Trend Wisata Pantai Di DI Yogyakarta Berdasarkan Data Twitter P-ISSN E-ISSN. In *Emerging Statistics and Data Science Journal* (Vol. 1, Issue 1).
- Safryda Putri, D., Sulistiyowati, N., Voutama, A., Studi Sistem Informasi, P., Ilmu Komputer, F., Singaperbangsa Karawang, U., & kunci-Analisis Sentimen, K. (2023). *Analisis Sentimen dan Pemodelan Ulasan Aplikasi AdaKami Menggunakan Algoritma SVM dan KNN*.
- Sain, Y., Andriani, A., & Nurhidayah, N. (2023). Pelatihan Dasar Menganalisis Data dengan Menggunakan Google Colab di SMA Muhammadiyah Kendari Basic Training on Analyzing Data Using Google Colab at Muhammadiyah Kendari High School. 3(1).
<https://journal.amikveteran.ac.id/index.php/kreatif>
- Sofyan, M. A., Rahaningsih, N., & Dana, R. D. (2024). Deteksi SMS Spam Berbahasa Indonesia



- Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 8, Issue 3). http://bit.ly/yw_sms_spam_indonesia,
- Suarna, N., & Prihartono, W. (2024). Penerapan NLP (Natural Language Processing) Dalam Analisis Sentimen Pengguna Telegram di PlayStore. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 8, Issue 2).
- Syah, A., Nurdiansyah, F., & Rahman, A. Y. (2024). Analisis Sentimen Aplikasi Shopee, Tokopedia, Lazada dan Blibli Menggunakan Lexicon dan Random Forest. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 12(3S1). <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i3S1.5155>
- Ujung, A. M., Adisa, Y., & Nurbaiti. (2023). *Analisis Perbandingan Pengalaman Konsumen Terhadap Strategi Bisnis Dalam E-Commerce: Studi Kasus Shopee, Lazada, Dan Tokopedia*.