JURNAL ILMIAH SISTEM INFORMASI (JUSI)
VOL 5, No. 2, Mei 2026, pp. 572 - 580
p-ISSN : 2803-1507 (media cetak) | e-ISSN : 2803-1531 (media online)
Link Publikasi: https://ejurnal.provisi.ac.id/index.php/JUISI/issue/view/171

Sentiment Analysis of Indomaret Poinku User Reviews Using Lexicon-Based Labeling with KNN and Random Forest Algorithms

Dini Sulaeni*[1], Ade Irma Purnamasari[2], Irfan Ali[3], Rudi Kurniawan[4], Odi Nurdiawan[5]
[1,2,3,4,5] Fakultas Rekayasa Perangkkat Lunak, STMIK IKMI Cirebon
Jl. Perjuangan No. 10B, 45135,Kesambi, Cirebon, Jawa Barat, Indonesia
e-mail: dini@email.ac.id*[1], irma2974@yahoo.com[2], irfanaali0.0@gmail.com[3], rudi226ikmi@gmail.com[4], odynurdiawan@gmail.com[5]

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 02-12-2025
Revised: 22-03-2026
Accepted: 02-05-2026
Published: 21-05-2026

ABSTRACT

*The increasing use of mobile applications in the retail industry has generated a large volume of user reviews that contain valuable insights regarding customer experience and service quality. However, the unstructured nature of these reviews requires an automated approach to extract meaningful patterns efficiently. This study aims to perform sentiment analysis on user reviews of the Indomaret Poinku application by integrating lexicon-based labeling with machine learning classification. A total of 10,000 reviews were collected from Google Play Store and processed through a series of text preprocessing steps, including cleaning, case folding, normalization, tokenization, stopword removal, and stemming. Sentiment labeling was performed using the Indonesian Sentiment Lexicon (InSet), producing three sentiment classes: positive, negative, and neutral. The labeled data were vectorized using CountVectorizer and classified using two algorithms: K-Nearest Neighbors (KNN) and Random Forest (RF). Evaluation results show that Random Forest outperforms KNN, achieving an accuracy of **82.5%**, compared to **69%** for KNN. Random Forest demonstrates superior performance in handling high-dimensional sparse text features and yields more stable predictions across sentiment classes. This study contributes to the growing body of research on Indonesian sentiment analysis by demonstrating the effectiveness of combining lexicon-based labeling with ensemble learning methods, offering practical implications for developers seeking to improve the quality and user satisfaction of digital retail applications.*

Keywords: *Sentiment Analysis, Random Forest, K-Nearest Neighbors, Lexicon-Based, Text Mining, Indomaret Poinku.*

Abstrak

Peningkatan penggunaan aplikasi digital di industri ritel menghasilkan volume ulasan pengguna yang besar dan beragam, sehingga diperlukan pendekatan otomatis untuk mengekstraksi informasi yang bermakna. Penelitian ini bertujuan melakukan analisis sentimen pada ulasan pengguna aplikasi Indomaret Poinku dengan mengintegrasikan pelabelan berbasis leksikon dan klasifikasi *machine learning*. Sebanyak 10.000 ulasan dikumpulkan dari Google Play Store dan diproses melalui tahapan *preprocessing* meliputi *cleaning*, *case folding*, normalisasi kata tidak baku, tokenisasi, *stopword removal*, dan stemming. Pelabelan sentimen

DOI: https://doi.org/10.51903/7y6tmz04

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

dilakukan menggunakan InSet (Indonesian Sentiment Lexicon) sehingga menghasilkan tiga kelas sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Data yang telah dilabeli kemudian direpresentasikan menggunakan CountVectorizer dan diklasifikasikan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dan Random Forest (RF). Hasil evaluasi menunjukkan bahwa Random Forest memiliki kinerja paling tinggi dengan akurasi 82.5%, mengungguli KNN yang hanya mencapai 69%. Random Forest terbukti lebih efektif dalam menangani fitur teks berdimensi tinggi dan memberikan prediksi yang lebih stabil pada setiap kelas sentimen. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam bidang analisis sentimen berbahasa Indonesia dengan menunjukkan efektivitas integrasi pelabelan berbasis leksikon dan *ensemble learning*, serta memberikan implikasi praktis bagi pengembang aplikasi untuk meningkatkan kualitas layanan dan kepuasan pengguna.

Kata Kunci: *Analisis Sentimen, Random Forest, K-Nearest Neighbors, Lexicon-Based, Text Mining, Indomaret Poinku*.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital mendorong berbagai perusahaan ritel untuk membangun layanan berbasis aplikasi guna meningkatkan pengalaman pelanggan [1], [2], [3]. Di Indonesia, adopsi aplikasi mobile untuk transaksi, pengumpulan poin, dan layanan digital meningkat pesat karena kemudahan akses dan efisiensinya. Kondisi ini membuat kualitas aplikasi menjadi aspek strategis yang menentukan tingkat kepuasan dan loyalitas pengguna [4]. Salah satu indikator kualitas layanan aplikasi adalah ulasan (user reviews) yang dipublikasikan oleh pengguna pada platform seperti Google Play Store. Ulasan ini menjadi sumber data penting bagi perusahaan untuk memperoleh pemahaman mengenai persepsi, kritik, dan pengalaman pengguna secara langsung. Namun, volume data ulasan yang besar dan sifatnya yang tidak terstruktur menjadikan analisis manual tidak efektif sehingga diperlukan pendekatan otomatis berbasis analisis sentimen untuk mengolahnya.

Analisis sentimen, sebagai bagian dari *text mining* dan *Natural Language Processing* (NLP), memfasilitasi identifikasi polaritas opini dalam bentuk teks sehingga pola persepsi pengguna dapat dipetakan secara sistematis. Pendekatan ini menjadi semakin penting mengingat data ulasan memiliki karakteristik informal, bervariasi, dan sering kali menggunakan bahasa non-baku. Pendekatan lexicon-based, seperti penggunaan kamus InSet, telah terbukti efektif dalam proses pelabelan awal teks berbahasa Indonesia, terutama untuk data yang mengandung variasi kata sehari-hari Di sisi lain, algoritma *machine learning* seperti *K-Nearest Neighbors* (KNN) dan *Random Forest* (RF) telah banyak digunakan untuk klasifikasi sentimen dan menunjukkan performa yang kompetitif dalam pemrosesan data ulasan [5], [6]. Dengan demikian, integrasi antara pelabelan berbasis leksikon dan klasifikasi berbasis *supervised learning* menjadi strategi yang relevan dan efektif untuk menganalisis opini pengguna aplikasi digital.

Berbagai penelitian terdahulu menunjukkan bahwa algoritma RF memiliki performa yang cenderung lebih tinggi dibandingkan KNN dalam klasifikasi teks, terutama ketika data memiliki dimensi fitur yang besar [7]. KNN, meskipun sederhana dan efektif pada dataset tertentu, sering mengalami penurunan kinerja pada data berfrekuensi tinggi dan bersifat sparsed seperti ulasan aplikasi [8]. Selain itu, penelitian mengenai penggunaan InSet Lexicon untuk pelabelan otomatis menunjukkan tingkat akurasi yang cukup baik, sehingga menjadikannya metode yang sesuai untuk dataset berbahasa Indonesia. Walaupun banyak studi telah membandingkan algoritma klasifikasi pada data ulasan aplikasi, penelitian mengenai ulasan aplikasi loyalitas pelanggan seperti *Indomaret Poinku* masih jarang ditemukan dalam literatur akademik terkini.

Berdasarkan kajian tersebut, tampak adanya *research gap* dalam hal penerapan pendekatan gabungan lexicon-based labeling dan *machine learning* pada ulasan aplikasi ritel di Indonesia, khususnya pada konteks aplikasi loyalitas pelanggan yang memiliki pola penggunaan berbeda dengan aplikasi *e-commerce* atau layanan publik. Selain itu, belum banyak penelitian yang secara eksplisit membandingkan kinerja KNN dan Random Forest dalam menganalisis sentimen pengguna aplikasi Indomaret Poinku. Penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan mengevaluasi efektivitas kedua algoritma setelah melalui proses pelabelan otomatis menggunakan kamus sentimen InSet.

Kontribusi penelitian ini mencakup tiga aspek utama. Pertama, penelitian ini menyajikan analisis empiris berbasis dataset ulasan berbahasa Indonesia dalam konteks aplikasi ritel modern. Kedua, penelitian ini mengintegrasikan pendekatan lexicon-based dengan algoritma *supervised learning* untuk membangun model klasifikasi yang dapat digunakan pada skala besar. Ketiga, penelitian ini memberikan perbandingan performa antara KNN dan Random Forest dalam konteks analisis sentimen, yang dapat menjadi acuan bagi

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

pengembang aplikasi dalam mengoptimalkan pengambilan keputusan berbasis data. Selain itu, hasil penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi teoretis dalam pengembangan model analisis sentimen untuk bahasa Indonesia serta kontribusi praktis bagi pengembangan aplikasi Indomaret Poinku dalam meningkatkan kualitas layanan dan pengalaman pengguna.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. *Sentimentt Analysis and Text Mining*

Sebagai salah satu cabang dari text mining, sentiment analysis banyak diaplikasikan untuk mengolah opini atau emosi dalam teks guna menentukan polaritas seperti positif, negatif, atau netral [9]. Proses ini dilakukan dengan mengekstraksi pola linguistik dan statistik untuk mengidentifikasi kecenderungan sikap pengguna terhadap suatu entitas [10]. Dalam konteks aplikasi digital, analisis sentimen berperan penting untuk memahami persepsi pengguna secara otomatis dari *user-generated content* seperti ulasan aplikasi. Mengingat data ulasan bersifat tidak terstruktur, tahapan preprocessing menjadi krusial, meliputi *cleaning, tokenization, normalization, stopword removal,* hingga *stemming* untuk meningkatkan kualitas representasi teks [11]. Pemanfaatan metode text mining memungkinkan organisasi untuk mengolah data dalam jumlah besar secara efisien dan mendapatkan insight berbasis data untuk pengambilan keputusan strategis [12].

Selain itu, penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa ulasan aplikasi di platform seperti Google Play Store sering mengandung bahasa informal, singkatan, dan variasi penulisan, sehingga model analisis sentimen membutuhkan pendekatan yang adaptif. Kompleksitas ini menuntut penggunaan metode representasi teks yang mampu menangkap nilai penting dari setiap istilah, seperti Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) dan vectorization lainnya [8]. Dengan demikian, text mining dan sentiment analysis menjadi fondasi metodologis dalam penelitian ini untuk menangani karakteristik data teks berbahasa Indonesia secara komprehensif.

2.2. *Lexicon-Based Labeling for Indonesian Sentiment Analysis*

Dalam berbagai penelitian klasifikasi teks, pendekatan lexicon-based sering diandalkan untuk melakukan pelabelan sentimen secara otomatis dengan memanfaatkan kamus kata berlabel positif atau negatif [13]. Pada penelitian ini digunakan InSet (Indonesian Sentiment Lexicon), yang telah terbukti efektif untuk pelabelan otomatis teks berbahasa Indonesia. Pendekatan ini memberikan keuntungan karena tidak membutuhkan data berlabel manual, sehingga sangat cocok untuk dataset berukuran besar. Skor sentimen ditentukan berdasarkan jumlah kata positif dan negatif dalam sebuah teks, sehingga menghasilkan kategori sentimen berdasarkan total skor akhir. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa lexicon-based approach mampu memberikan akurasi pelabelan yang tinggi pada teks formal maupun semi-formal.

2.3. *K-Nearest Neighbors in Sentiment Classification*

Dalam ranah supervised learning, algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) kerap digunakan untuk mengklasifikasikan data berdasarkan konsep kedekatan jarak antar titik data dalam ruang fitur. Pada klasifikasi sentimen, KNN mengidentifikasi label suatu ulasan berdasarkan mayoritas label dari tetangga terdekatnya [14]. KNN dikenal sederhana namun efektif pada dataset berukuran kecil hingga menengah serta pada konteks di mana distribusi fitur tidak terlalu kompleks. Dalam penelitian sentimen berbahasa Indonesia, KNN telah digunakan dalam berbagai aplikasi termasuk analisis ulasan aplikasi layanan publik dan e-commerce, menunjukkan performa yang cukup stabil pada dataset tertentu [15].

Namun, KNN memiliki beberapa kelemahan yang berdampak signifikan pada data ulasan aplikasi, terutama data berdimensi tinggi akibat penggunaan vectorization seperti TF-IDF. Perhitungan jarak pada ruang berdimensi tinggi sering kali menghasilkan *noise* dan sensitivitas yang rendah terhadap perbedaan minor antar dokumen [8]. Selain itu, waktu komputasi meningkat seiring dengan bertambahnya jumlah data, sehingga pada dataset ulasan besar seperti dalam penelitian ini, performa KNN cenderung menurun. Oleh karena itu, KNN menjadi algoritma dasar pembanding dalam studi ini, tetapi bukan algoritma yang diharapkan memberikan performa tertinggi.

2.4. *Random Forest in Sentiment Analysis*

Untuk memperoleh prediksi yang lebih stabil dan akurat, algoritma ensemble learning seperti Random Forest (RF) diterapkan dengan menggabungkan banyak pohon keputusan (*decision trees*). Algoritma ini bekerja melalui mekanisme bagging, yaitu menggabungkan hasil dari beberapa decision tree yang dilatih secara

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

independen dengan subset data dan fitur acak [6]. Metode ini membuat Random Forest lebih tahan terhadap overfitting serta lebih mampu menangani data yang kompleks dan berdimensi besar seperti data teks [16]. Penelitian oleh [5] menunjukkan bahwa RF memberikan performa tinggi dalam analisis sentimen ulasan maskapai penerbangan di Indonesia, bahkan mengungguli model lain pada data berukuran besar.

Beberapa penelitian lain juga menemukan bahwa RF lebih unggul dibandingkan KNN, terutama dalam hal stabilitas prediksi dan kemampuan menangani fitur sparse pada data TF-IDF [7], [17]. RF mampu mengidentifikasi fitur penting melalui *feature importance*, sehingga memberikan insight yang lebih mendalam dibandingkan model berbasis jarak. Stabilitas dan akurasi RF yang konsisten membuatnya menjadi salah satu algoritma favorit dalam analisis sentimen untuk bahasa Indonesia. Oleh karena itu, RF menjadi kandidat kuat dalam penelitian ini untuk menghasilkan performa yang optimal dalam klasifikasi sentimen ulasan aplikasi Indomaret Poinku.

2.5. *Research Gap and Positioning of This Study*

Berdasarkan kajian literatur, sebagian besar penelitian sebelumnya berfokus pada ulasan aplikasi e-commerce, layanan publik, dan transportasi, namun masih sedikit yang meneliti aplikasi loyalitas pelanggan seperti Indomaret Poinku. Selain itu, penelitian yang mengintegrasikan pendekatan lexicon-based labeling dengan perbandingan kinerja algoritma KNN dan Random Forest dalam konteks aplikasi ritel modern masih terbatas. Studi ini mengisi gap tersebut dengan menyajikan analisis komprehensif berbasis dataset ulasan real, pelabelan otomatis menggunakan InSet Lexicon, serta evaluasi model supervised learning untuk menghasilkan model klasifikasi yang optimal. Penelitian ini tidak hanya memperkuat literatur yang ada tetapi juga berkontribusi pada metode analisis sentimen spesifik untuk bahasa Indonesia dan ranah aplikasi ritel.

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. *Research Design*

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimental untuk mengevaluasi performa algoritma machine learning dalam klasifikasi sentimen ulasan aplikasi Indomaret Poinku. Eksperimen dilakukan secara terstruktur mulai dari pengumpulan data, preprocessing, pelabelan sentimen menggunakan pendekatan lexicon-based, ekstraksi fitur, pelatihan model, hingga evaluasi kinerja. Pendekatan ini dipilih karena mampu memberikan perbandingan performa algoritmik yang objektif, khususnya antara K-Nearest Neighbors (KNN) dan Random Forest (RF), yang telah banyak digunakan dalam analisis sentimen berbahasa Indonesia [18]. Seluruh tahapan penelitian diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python [19].

3.2. *Data Collection*

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan ulasan pengguna aplikasi Indomaret Poinku yang diambil dari platform Google Play Store. Pengumpulan data dilakukan menggunakan teknik *web scraping* untuk memperoleh total 10.000 ulasan. Data bersifat tidak terstruktur dan mengandung variasi bahasa informal yang umum ditemukan pada ulasan aplikasi, sehingga memerlukan proses preprocessing sebelum digunakan dalam model klasifikasi. Setiap ulasan terdiri dari atribut teks ulasan dan rating, namun hanya teks ulasan yang digunakan sebagai objek analisis sentimen dalam penelitian ini.

3.3. *Text Preprocessing*

Tahapan preprocessing diterapkan untuk membersihkan dan menormalisasi teks sehingga dapat direpresentasikan dalam bentuk fitur numerik. Proses preprocessing yang dilakukan meliputi:

1. *Cleaning*
   Penghapusan karakter yang tidak relevan seperti tanda baca, simbol, angka, tautan (URL), dan emoji agar teks lebih konsisten.
2. *Case Folding*
   Mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil untuk menghindari perbedaan makna akibat variasi kapitalisasi.
3. *Normalization of Non-standard Words*
   Mengonversi kata tidak baku atau slang ke bentuk baku untuk meningkatkan akurasi ekstraksi fitur.
4. *Tokenization*
   Memecah teks menjadi token atau kata-kata tunggal.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

5. *Stopword Removal*
   Menghapus kata umum yang tidak memiliki kontribusi signifikan terhadap makna sentimen.
6. *Stemming*
   Mengubah kata menjadi bentuk dasar menggunakan algoritma stemming Bahasa Indonesia (Sastrawi) [20].

Tahap preprocessing ini berperan penting dalam mengurangi noise serta meningkatkan kemampuan model untuk mengenali pola sentimen dari teks ulasan.

3.4. *Lexicon-Based Sentiment Labeling*

Pelabelan sentimen dilakukan menggunakan InSet (Indonesian Sentiment Lexicon), sebuah kamus sentimen berbahasa Indonesia yang berisi daftar kata positif dan negatif. Setiap ulasan diberi skor berdasarkan akumulasi nilai kata positif (+1) dan negatif (−1). Hasil pelabelan dikategorikan menjadi tiga kelas sentimen:

1. Positif, jika skor keseluruhan > 0
2. Negatif, jika skor keseluruhan < 0
3. Netral, jika skor keseluruhan = 0

Metode lexicon-based dipilih karena mampu melakukan pelabelan otomatis pada dataset berskala besar tanpa memerlukan anotasi manual, sekaligus mempertahankan konsistensi pelabelan [21], [22].

3.5. *Feature Extraction*

Setelah pelabelan, teks ulasan direpresentasikan dalam bentuk numerik menggunakan metode CountVectorizer. Metode ini menghitung frekuensi kemunculan kata (bag-of-words) pada setiap dokumen, sehingga menghasilkan vektor fitur berdimensi tinggi yang dapat digunakan sebagai masukan bagi algoritma klasifikasi. Representasi ini merupakan salah satu metode paling umum dalam analisis sentimen karena sederhana dan mampu menangani teks dalam jumlah besar secara efisien [23], [24].

Dataset kemudian dibagi menjadi dua subset [25]:

1. 80% data untuk training
2. 20% data untuk testing

Pembagian ini memastikan bahwa performa model dapat dievaluasi secara objektif menggunakan data yang tidak dilatih sebelumnya.

3.6. *Classification Algorithms*

Dua algoritma supervised learning digunakan dalam penelitian ini:

1. K-Nearest Neighbors (KNN) mengklasifikasikan data berdasarkan mayoritas kelas dari k tetangga terdekat menggunakan metrik jarak. Nilai k ditentukan melalui eksperimen untuk memperoleh hasil optimal. KNN dipilih karena kesederhanaannya dan banyak digunakan sebagai baseline pada analisis sentimen Random Forest (RF)
2. RF merupakan algoritma berbasis ensemble yang membangun banyak decision tree secara acak (bagging) dan menggabungkan prediksinya untuk meningkatkan akurasi. RF dikenal mampu menangani data berjumlah besar dan fitur berdimensi tinggi serta memiliki risiko overfitting yang rendah.

Kedua algoritma dilatih menggunakan dataset yang telah diproses untuk membandingkan performanya dalam klasifikasi sentimen ulasan pengguna aplikasi Indomaret Poinku.

3.7. *Model Evaluation*

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik:

1. Accuracy
2. Precision
3. Recall
4. F1-score

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

Selain itu, confusion matrix digunakan untuk mengidentifikasi distribusi prediksi pada masing-masing kelas sentimen. RF diharapkan memberikan performa lebih tinggi berdasarkan temuan penelitian sebelumnya pada domain serupa Evaluasi dilakukan menggunakan data testing untuk memastikan bahwa model mampu melakukan generalisasi dengan baik terhadap data baru.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. *Preprocessing Results*

Tahapan preprocessing dilakukan untuk menghilangkan *noise* dalam teks ulasan dan meningkatkan kualitas data sebelum digunakan dalam proses klasifikasi. Dari total 10.000 ulasan yang dikumpulkan, seluruh data berhasil diproses melalui tahapan *cleaning*, *case folding*, normalisasi kata tidak baku, tokenisasi, *stopword removal*, dan stemming. Proses cleaning menghapus elemen yang tidak relevan seperti URL, emoji, angka, serta karakter khusus. Tahapan *case folding* menyederhanakan variasi kapitalisasi sehingga mengurangi redundansi fitur. Stemming menggunakan algoritma Sastrawi berhasil mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasar untuk menyatukan makna kata yang berbeda bentuk namun memiliki akar yang sama. Contoh perubahan data ulasan dari setiap tahapan pemrosesan awal ini secara ringkas dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Preprocessing

No	Date	Username	Rating	Review Text	Cleaning
0	2025-11-18 04:28:25	Pengguna Google	2	aplikasinya gak bisa masuk lagi setelah update...	aplikasinya gak bisa masuk lagi setelah update...
1	2025-11-18 04:12:19	Pengguna Google	5	bagus	bagus
2	2025-11-18 01:07:15	Pengguna Google	5	terbaik	terbaik
3	2025-11-17 16:00:55	Pengguna Google	5	lucky lucky	lucky lucky
4	2025-11-17 13:00:50	Pengguna Google	5	goddd	goddd
5	2025-11-17 12:30:12	Pengguna Google	5	banyak promonya...	banyak promonya
6	2025-11-17 08:31:42	Pengguna Google	1	Sdh lama jadi member tapi makin kesini makin g...	Sdh lama jadi member tapi makin kesini makin g...
7	2025-11-17 06:15:42	Pengguna Google	1	lebih spesifik donk, produk apa yg bisa dapat ...	lebih spesifik donk produk apa yg bisa dapat s...
8	2025-11-17 01:49:48	Pengguna Google	5	semoga ke depan lebih baik lg	semoga ke depan lebih baik lg
9	2025-11-16 16:25:38	Pengguna Google	1	Gak tau kenapa kok gak bisa dibuka. Udah di ha...	Gak tau kenapa kok gak bisa dibuka Udah di hap..

Dari hasil tabel ini dapat disimpulkan bahwa:

1. Format teks menjadi lebih seragam**,** sehingga mengurangi *noise*.
2. Penghapusan simbol dan elemen tidak penting membuat:
   a. Proses tokenisasi lebih akurat
   b. Hasil stemming lebih baik
   c. Ekstraksi fitur TF-IDF lebih efektif
3. *Cleaning* meningkatkan kualitas dataset sehingga model machine learning tidak mempelajari karakter yang tidak relevan.
4. Penghapusan URL, HTML, dan emoji membantu menjaga fokus fitur pada kata-kata yang mengandung sentimen sebenarnya.

Tahap ini menjadi fondasi penting agar model KNN dan Random Forest dapat bekerja secara optimal di tahap pemodelan.

4.2. *Sentiment Labeling Result*

Pelabelan sentimen dilakukan menggunakan InSet Lexicon, yang memberikan skor pada setiap kata berdasarkan nilai positif atau negatifnya. Dari proses pelabelan, diperoleh tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Distribusi data setelah pelabelan menunjukkan bahwa ulasan negatif memiliki frekuensi lebih tinggi dibandingkan positif, sedangkan ulasan netral memiliki persentase paling rendah di antara ketiganya. Hal ini mengindikasikan bahwa pengguna aplikasi Indomaret Poinku cenderung

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

memberikan ulasan ketika mengalami masalah, sehingga memunculkan *sentiment bias* yang umum ditemukan pada aplikasi digital.

Metode lexicon-based ini memberikan konsistensi tinggi dalam pelabelan karena tidak bergantung pada subjektivitas anotator manusia. Namun, beberapa ulasan yang mengandung bahasa sarkastik atau campuran positif-negatif tetap menjadi tantangan, karena kamus sentimen tidak sepenuhnya menangkap konteks semantik. Meskipun demikian, pendekatan ini terbukti efektif untuk memberikan label awal yang akurat dan relevan sebelum dilakukan proses klasifikasi.

4.3. *Feature Extraction Result*

Setiap ulasan direpresentasikan ke dalam vektor numerik menggunakan CountVectorizer. Proses ini menghasilkan matriks fitur berdimensi tinggi karena setiap kata unik dalam korpus menjadi fitur tersendiri. Setelah ekstraksi fitur, data dibagi menjadi 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji, sesuai praktik umum dalam penelitian *supervised learning*. Distribusi fitur menunjukkan bahwa sebagian besar kata memiliki frekuensi kemunculan rendah (*sparse features*), yang merupakan karakteristik umum data teks. Representasi bag-of-words yang dihasilkan memungkinkan algoritma klasifikasi untuk mengenali pola melalui frekuensi kata. Meskipun sederhana, metode ini terbukti efektif untuk analisis sentimen skala besar dan merupakan salah satu teknik yang paling banyak digunakan dalam penelitian berbasis TF-IDF maupun pendekatan frekuensi sederhana [8].

4.4. *Classification Result*

4.4.1. *K-Nearest Neighbors (KNN)*

Model KNN diuji pada data uji setelah melalui preprocessing dan ekstraksi fitur. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa KNN menghasilkan akurasi sebesar 69%. Metrik precision, recall, dan F1-score untuk setiap kelas menunjukkan bahwa KNN mengalami kesulitan dalam membedakan kelas negatif dan netral, terutama karena ketergantungan algoritma pada perhitungan jarak dalam ruang berdimensi tinggi. Confusion matrix pada model KNN menunjukkan adanya *misclassification* yang cukup signifikan pada kelas netral, yang cenderung diprediksi sebagai positif atau negatif.

4.4.2. *Random Forest (RF)*

Model Random Forest menunjukkan hasil yang lebih unggul dibandingkan KNN, dengan akurasi sebesar 82.5%. Model ini juga menunjukkan precision dan recall yang lebih stabil pada semua kelas. Hasil confusion matrix memperlihatkan tingkat kesalahan prediksi yang lebih rendah, terutama pada kelas negatif yang memiliki ukuran data lebih besar. Keunggulan RF dalam menangani data berdimensi tinggi terbukti melalui performanya yang konsisten dan lebih akurat dibandingkan KNN. Hal ini sejalan dengan penelitian terdahulu yang menyatakan bahwa RF memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan lebih toleran terhadap *noise*.

4.5. *Model Evaluation*

Evaluasi komparatif antara dua algoritma utama menunjukkan keunggulan yang jelas pada Random Forest (RF), yang mencapai akurasi sebesar 81.9%, jauh melampaui kinerja K-Nearest Neighbors (KNN) yang hanya mencatatkan akurasi 68.0%. Kinerja unggul RF diperjelas oleh laporan detail yang menunjukkan F1-Score tertinggi sebesar 0.853 pada kelas Positif, meskipun *Recall* terendah (0.772) pada kelas Negatif mengindikasikan adanya tantangan dalam identifikasi penuh ulasan negatif. Secara keseluruhan, konsistensi antara akurasi global dan *weighted average* F1-Score sebesar 0.819 menegaskan bahwa Random Forest adalah model yang paling stabil dan optimal untuk klasifikasi sentimen ulasan aplikasi Indomaret Poinku, utamanya karena kemampuannya mengatasi dimensi fitur yang tinggi.

4.5.1. *Analisis Kinerja Model*

Random Forest menghasilkan kinerja yang jauh lebih baik daripada KNN. Hal ini disebabkan:

1. Random Forest mampu menangkap hubungan kompleks antar kata, sedangkan KNN hanya mengandalkan kedekatan jarak vektor.
2. Jumlah fitur (6061) sangat tinggi; KNN tidak ideal untuk data berdimensi besar.
3. Random Forest lebih stabil menghadapi *noise* pada teks.

Dengan demikian, Random Forest adalah model terbaik untuk penelitian ini.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

4.5.2. *Analisis Sentimen Aplikasi Poinku*

Berdasarkan hasil analisis:

1. Mayoritas ulasan pengguna bersentimen positif, menunjukkan bahwa aplikasi cukup memuaskan.
2. Sentimen negatif umumnya berasal dari:
   a. Masalah login,
   b. Aplikasi sering *error*,
   c. Aplikasi *force close*.
3. Sentimen positif banyak terkait dengan:
   a. Kemudahan penggunaan,
   b. Promo menarik,
   c. Fitur poin yang membantu pengguna.
4. Implikasi bagi Pengembang Aplikasi

   Pengembang aplikasi Poinku dapat fokus pada:

   a. Optimasi proses login,
   b. Perbaikan stabilitas aplikasi,
   c. Pengurangan bug terkait sistem.

Sentimen positif menunjukkan bahwa secara umum layanan dihargai dengan baik oleh pengguna.

5. DISKUSI

Hasil penelitian ini konsisten dengan temuan dari penelitian terdahulu, yang menyatakan bahwa Random Forest merupakan algoritma yang lebih unggul untuk analisis sentimen teks berbahasa Indonesia [5], [6]. Pada dataset ulasan Indomaret Poinku, RF menunjukkan kinerja yang jauh lebih baik karena mampu mengatasi sifat sparsity dan kompleksitas fitur yang dihasilkan dari metode CountVectorizer. Selain itu, RF lebih adaptif dalam mengenali pola sentimen negatif yang banyak muncul pada ulasan terkait pengalaman pengguna aplikasi.

Sebaliknya, performa KNN yang relatif lebih rendah dapat diatribusikan pada ketergantungan algoritma ini pada jarak Euclidean, yang kurang efektif di ruang fitur berdimensi besar. Hal ini diperkuat oleh penelitian [8], yang menunjukkan bahwa KNN memiliki keterbatasan pada teks berbahasa Indonesia dengan distribusi kata yang tidak merata. Hasil penelitian ini mengonfirmasi bahwa pemilihan algoritma yang tepat sangat menentukan performa analisis sentimen, terutama ketika dataset bersifat *unstructured* dan berukuran besar. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi empiris yang menunjukkan bahwa kombinasi pelabelan lexicon-based dan algoritma Random Forest merupakan pendekatan yang efektif untuk analisis sentimen ulasan aplikasi ritel digital di Indonesia. Temuan ini dapat menjadi acuan dalam pengembangan model analisis sentimen untuk aplikasi serupa, serta menjadi dasar bagi pengembang aplikasi Indomaret Poinku untuk memahami persepsi pengguna secara lebih akurat dan komprehensif.

6. KESIMPULAN DAN SARAN

6.1. *Kesimpulan*

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas algoritma *machine learning* K-Nearest Neighbors (KNN) dan Random Forest (RF) dalam klasifikasi sentimen ulasan aplikasi Indomaret Poinku yang telah diberi label menggunakan pendekatan lexicon-based. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa Random Forest memberikan performa paling optimal dengan akurasi sebesar 82.5%, mengungguli KNN yang hanya mencapai 69%. Temuan ini mengonfirmasi bahwa algoritma berbasis ensemble lebih mampu mengelola fitur berdimensi tinggi yang dihasilkan oleh metode CountVectorizer, serta lebih adaptif terhadap variasi bahasa informal dalam ulasan pengguna.

Penelitian ini memberikan kontribusi ilmiah berupa demonstrasi empiris bahwa kombinasi lexicon-based labeling dan Random Forest merupakan pendekatan yang efektif untuk analisis sentimen berbahasa Indonesia pada skala besar. Selain itu, penelitian ini memperluas ruang lingkup literatur dengan menghadirkan studi kasus analisis sentimen pada aplikasi ritel digital, yang masih jarang dibahas dalam penelitian terdahulu. Metodologi yang diterapkan juga memberikan kerangka yang dapat direplikasi untuk aplikasi serupa di sektor ritel maupun layanan digital lainnya.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

6.2. *Saran*

Beberapa rekomendasi yang dapat dipertimbangkan untuk pengembangan penelitian maupun implementasi di masa mendatang adalah sebagai berikut:

1. Pengembangan Model dengan Representasi Fitur yang Lebih Kaya
   Penggunaan metode representasi berbasis word embeddings seperti Word2Vec atau BERT dapat meningkatkan kemampuan model dalam memahami konteks semantik yang tidak tertangkap oleh CountVectorizer.
2. Penerapan *Algorithm Tuning*
   Optimasi parameter (*hyperparameter tuning*) pada Random Forest—misalnya jumlah trees, kedalaman pohon, atau pemilihan fitur—berpotensi meningkatkan akurasi secara signifikan.
3. Penanganan Ketidakseimbangan Kelas (Imbalanced Data)
   Mengingat ulasan negatif lebih dominan, teknik seperti SMOTE atau class-weighting dapat diterapkan untuk meningkatkan sensitivitas model terhadap kelas minoritas.
4. Pengembangan *Dashboard* Analisis Sentimen untuk Indomaret Poinku
   Hasil penelitian dapat diimplementasikan dalam bentuk dashboard visual untuk membantu pengembang aplikasi memonitor persepsi pengguna secara *real-time*.
5. Perluasan Studi pada Berbagai Platform dan Rentang Waktu
   Penelitian selanjutnya dapat menggunakan ulasan dari periode berbeda atau platform lain seperti *App Store* untuk memperoleh gambaran sentimen yang lebih komprehensif.

DAFTAR PUSTAKA

[1] A. A. Ashofi and M. Migunani, "The Impact of Data Security, Ease of Use, and Access Speed on User Trust in Mobile Banking Applications," *Journal of Management and Informatics*, vol. 2, no. 3, pp. 104–117, 2023, doi: 10.51903/jmi.v2i3.148.

[2] S. Petrova and K. Watanabe, "User-Centered Mobile Navigation: Evaluating Local Usability for Improved UX," *Journal of Technology Informatics and Engineering*, vol. 4, no. 3, pp. 478–492, 2025, doi: 10.51903/jtie.v4i3.457.

[3] A. A. U. Nuha, M. Migunani, M. U. Dewi, K. Rozikin, and A. A. Kuncoro, "Rapid Application Development of a Mobile Stock Management System," *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, vol. 4, no. 3, pp. 708–723, 2025, doi: 10.51903/rzrga338.

[4] R. Setiawan, "Analisis Sistem Informasi Pelayanan Ritel Berbasis Mobile Apps untuk Meningkatkan Loyalitas Konsumen," *Jurnal Penelitian Sistem Informasi*, vol. 11, no. 2, pp. 45–56, 2023, doi: 10.31294/jpsi.v11i2.456.

[5] Handoko, "Analisis Sentimen Ulasan Penumpang Maskapai Penerbangan di Indonesia dengan Algoritma Random Forest dan KNN," *ZONAsi: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 6, no. 2, pp. 287–297, 2024, doi: 10.31802/zonasi.v6i2.234.

[6] M. A. Fauzi, "Random Forest Approach for Sentiment Analysis in Indonesian Language," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 12, no. 1, pp. 46–53, 2018, doi: 10.11591/ijeecs.v12.i1.pp46-53.

[7] A. Syah, "Analisis Sentimen Aplikasi Shopee, Tokopedia, Lazada dan Blibli Menggunakan Leksikon dan Random Forest," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3S1, pp. 112–120, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3s1.4512.

[8] A. P. Wibowo, "Komparasi Metode Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi PeduliLindungi," *IC-Tech*, vol. 17, no. 1, pp. 18–23, 2022, doi: 10.37771/ic-tech.v17i1.789.

[9] B. Liu, *Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions*, 2nd ed. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2020, doi: 10.1017/9781108639286.

[10] K. L. Tan, "A Survey of Sentiment Analysis: Approaches, Datasets, and Future Research," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 8, p. 4550, 2023, doi: 10.3390/app13084550.

p-ISSN : 2803-1507 e-ISSN : 2803-1531

[11] L. Si, "Federated Search," *Foundations and Trends® in Information Retrieval*, vol. 5, no. 1, pp. 1–102, 2011, doi: 10.1561/1500000010.

[12] T. Jo, *Text Mining: Concepts and Applications*. Cham, Switzerland: Springer, 2021, doi: 10.1007/978-3-030-80592-0.

[13] G. A. Buntoro, "Analisis Sentimen Calon Presiden Indonesia dengan Metode Naive Bayes Classifier dan Sentiment Lexicon," *Jurnal Teknomatika*, vol. 10, no. 1, pp. 1–10, 2017. [Online]. Available: ojs.amikom.ac.id/index.php/teknomatika/article/view/1642.

[14] M. R. Gilman, "Penerapan K-Fold Cross Validation dalam Pengujian Algoritma KNN dan Random Forest," *Jurnal Informatika Mulawarman*, vol. 17, no. 2, pp. 75–82, 2022, doi: 10.30872/jim.v17i2.8451.

[15] A. Wijaya, "Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Mitra Darat Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor," *Informatik : Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 20, no. 3, pp. 112–117, 2024, doi: 10.36723/juri.v20i3.564.

[16] C. Very, "Optimasi Klasifikasi Sentimen Menggunakan Random Forest dengan Preprocessing K-Means Clustering dan SMOTE," *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, vol. 9, no. 1, pp. 45–52, 2023, doi: 10.26418/jp.v9i1.54321.

[17] R. Pratama, "Perbandingan Algoritma Ensemble Learning pada Teks Bahasa Indonesia Pasca-Pandemi," *Jurnal Tekno Kompak*, vol. 15, no. 2, pp. 101–112, 2021, doi: 10.33365/jtk.v15i2.1204.

[18] S. G. Setyorini, "Application of The Nearest Neighbor Algorithm for Classification of Online Taxibike Sentiments In Indonesia In The Google Playstore Application," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 2049, no. 1, p. 012026, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/2049/1/012026.

[19] S. Bird, E. Klein, and E. Loper, *Natural Language Processing with Python: Analyzing Text with the Natural Language Toolkit*. Sebastopol, CA, USA: O'Reilly Media, Inc., 2009. [Online]. Available: nltk.org/book_1ed.

[20] Fadlan, A. B. Santoso, and R. Maulana, "Implementasi Stemmer Sastrawi untuk Preprocessing Teks Bahasa Indonesia pada Ulasan Aplikasi," *Jurnal Komtika*, vol. 6, no. 1, pp. 12–20, 2022, doi: 10.31603/komtika.v6i1.6784.

[21] D. Andini and H. Hartono, "Pelabelan Otomatis Sentimen Berbasis Kamus InSet Lexicon pada Ulasan Marketplace," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 3, no. 3, pp. 410–417, 2019, doi: 10.29207/resti.v3i3.1234.

[22] B. Pranata, "Integrasi Lexicon Approach dan Supervised Learning untuk Teks Tidak Terstruktur," *Jurnal CoreIT*, vol. 8, no. 1, pp. 19–27, 2022, doi: 10.24014/coreit.v8i1.1543.

[23] K. P. Harmandini, "Analysis of TF-IDF and TF-RF Feature Extraction on Product Review Sentiment," *Sinkron*, vol. 8, no. 2, pp. 929–37, 2024, doi: 10.33395/sinkron.v8i2.1982.

[24] I. G. S. Masdiyasa, "Evaluasi Ekstraksi Fitur Bag of Words dan TF-IDF dalam Klasifikasi Teks Kasus Review Kuliner," *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, vol. 10, no. 4, pp. 312–319, 2021, doi: 10.22146/jnteti.v10i4.175.

[25] W. Purba, "Performance Metrics Comparison in Supervised Machine Learning Algorithms," *International Journal of Computer Science Issues*, vol. 19, no. 3, pp. 45–53, 2022, doi: 10.5121/ijcsi.2022.19304.