

Makalah Penelitian

Sentimen Analisis Pada Ulasan Aplikasi Indodana di Google Play Store Menggunakan Algoritma Logistic Regression, Naïve Bayes dan Support Vector Machine

Muhammad Sahrul¹, Afiyati²

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercubuana
¹m.sahrul59@gmail.com, ²afiyati.reno@mercubuana.ac.id*

Corresponding Author: Afiyati

ABSTRACT

This study aims to evaluate user sentiment based on reviews of the Indodana application on the Google Play Store, utilizing Logistic Regression, Naive Bayes, and Support Vector Machine (SVM) algorithms. The primary goal of this research is to identify and classify reviews as positive or negative, as well as to assess the effectiveness of sentiment analysis on Paylater and Online Loan products to determine user interest in the services offered. Additionally, this study seeks to compare the accuracy and performance of each algorithm to determine the most effective method for sentiment analysis. After implementing the Naive Bayes algorithm, the results yielded an accuracy of 80.91%, precision of 80.69%, recall of 80.36%, and an F1-score of 80.54%. Meanwhile, the Logistic Regression algorithm achieved an accuracy of 92.01%, precision of 92.12%, recall of 91.87%, and an F1-score of 91.96%. On the other hand, the SVM algorithm recorded an accuracy of 92.63%, precision of 92.17%, recall of 91.98%, and an F1-score of 92.06%. These results indicate that, in this study, the SVM algorithm outperformed both Logistic Regression and Naive Bayes. It is expected that the findings of this study can provide deeper insights and contribute to the development of the Indodana application as well as similar applications, by helping companies better understand user feedback. Thus, this research may assist in formulating more targeted marketing strategies and improving product and service quality. Furthermore, this study is anticipated to serve as a reference for future research in the field of sentiment analysis on Paylater and Online Loan services, thereby adding value to companies operating in the digital financial sector.

Keywords: Logistic regression, Naïve bayes, Support vector machine, Online loan, Sentiment analysis

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan mengevaluasi sentimen pengguna berdasarkan ulasan aplikasi Indodana di *Play Store*, menggunakan algoritma *Logistic Regression*, *Naive Bayes*, dan *Support Vector Machine* (SVM). Tujuan utama studi ini adalah mengidentifikasi dan mengklasifikasikan ulasan sentimen positif atau negatif, serta mengevaluasi efektivitas sentimen analisis pada produk *Paylater* dan *Pinjaman Online* (Pinjol) untuk melihat potensi ketertarikan pengguna terhadap layanan yang ditawarkan. Selain itu, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan keakuratan dan performa masing-masing algoritma, guna menentukan algoritma yang paling efektif dalam menganalisis sentimen. Setelah menerapkan algoritma *Logistic Regression* menghasilkan akurasi 92,01%, presisi 92,12%, *recall* 91,87%, dan *f1-score* 91,96%. Sementara itu, algoritma *Naive Bayes*, diperoleh hasil dengan hasil akurasi 80,91% , presisi 80,69%, *recall* 80,36% , dan *f1-score* 80,54%. Di sisi lain, algoritma SVM mencatatkan nilai akurasi 92,63%, presisi 92,17%, *recall* 91,98%, dan *f1-score* 92,06%. Pernyataan ini menunjukkan bahwa dalam penelitian ini, algoritma SVM memiliki performa yang lebih baik dibandingkan *Logistic Regression*, dan *Naive Bayes*. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam dan berguna untuk pengembangan aplikasi Indodana serta aplikasi-aplikasi serupa, dengan membantu perusahaan memahami umpan balik pengguna secara lebih mendetail. Dengan demikian, penelitian ini dapat berkontribusi pada perumusan strategi pemasaran yang lebih tepat sasaran serta peningkatan kualitas produk dan layanan yang lebih baik. Penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi referensi untuk penelitian selanjutnya di bidang sentimen analisis pada *Paylater* dan *Pinjaman Online*, sehingga dapat memberikan nilai tambah bagi perusahaan-perusahaan yang bergerak di sektor keuangan digital.

Kata Kunci: Logistic regression, Naïve bayes, Support vector machine, Pinjaman online, Sentimen analisis.



1. Pendahuluan

Paylater merupakan metode pembayaran secara cicilan yang dapat digunakan tanpa memerlukan kartu kredit. Layanan ini memungkinkan pengguna untuk melakukan berbagai jenis transaksi, seperti pembelian barang, pemesanan tiket pesawat, hingga pembiayaan barang elektronik secara bertahap. Di Indonesia, sistem *Paylater* telah diintegrasikan oleh sejumlah platform digital dan *e-commerce* ternama, seperti Shopee, Gojek, Traveloka, Ovo, Tokopedia, dan lainnya [1].

Antusiasme masyarakat terhadap teknologi *Paylater* terbukti dari terus meningkatnya jumlah pengguna. Beberapa platform *Paylater* mengalami lonjakan pengguna yang signifikan. Hingga peluncurannya, Traveloka mencatatkan peningkatan pengguna hingga 10 kali lipat, sementara Gojek, yang menyediakan layanan transportasi daring, mengalami kenaikan pengguna hingga 14 kali lipat. Platform lainnya yang juga merasakan dampak positif dari sistem *Paylater* adalah Shopee. Pada tahun 2020, Shopee *Paylater* tercatat memiliki 1,27 juta pengguna, di mana 67% di antaranya adalah pengguna aktif, sekitar 850 ribu orang. Jumlah total pinjaman yang diberikan oleh Shopee *Paylater* hampir mencapai Rp1,5 Triliun, dengan tingkat keberhasilan pencairan pinjaman hampir mencapai 95% [2].

Pinjaman *online* (*pinjol*), yang juga dikenal sebagai *fintech* (*financial technology*), merujuk pada layanan pembiayaan yang disediakan oleh lembaga tertentu secara daring. Dengan kata lain, pinjaman *online* adalah jenis pinjaman yang dapat diajukan melalui aplikasi tanpa memerlukan proses tatap muka secara langsung. Sistem ini memudahkan dan mempercepat proses pengajuan kredit, memberikan kenyamanan bagi pengguna yang menginginkan akses pembiayaan secara praktis dan efisien [3].

Namun, meskipun mempermudah akses pembiayaan, kemunculan pinjaman *online* ilegal yang beroperasi tanpa izin dari Otoritas Jasa Keuangan (OJK) menjadi masalah dan mencoreng reputasi industri *fintech lending*. Keberadaan pinjaman *online* ilegal ini sangatlah meresahkan masyarakat dan merugikan negara karena berpotensi mengurangi penerimaan pajak. Data dari Satgas Waspada Investasi (SWI) menunjukkan bahwa sejak 2018 hingga 2021, sekitar 3.365 *pinjol* ilegal telah teridentifikasi beroperasi tanpa terdaftar di OJK. Salah satu keluhan utama dari 39,5% konsumen adalah metode penagihan yang tidak sesuai aturan, di mana pihak ketiga atau *debt collector* kerap menggunakan ancaman dan teror untuk menagih utang. Beberapa kasus bahkan berakhir tragis, seperti pada Februari 2019, ketika seorang sopir taksi nekat mengakhiri hidupnya karena terjerat utang dan diintimidasi oleh *debt collector* *pinjol*. Kasus serupa menimpa seorang ibu rumah tangga yang bunuh diri akibat hutang sebesar Rp500.000 pada *pinjol* ilegal. Selain itu, pelanggaran lain yang sering terjadi adalah penyalahgunaan data pribadi. *Pinjol* ilegal sering kali mengambil data pengguna secara tidak sah dan memanfaatkannya untuk tujuan yang tidak etis, mengancam privasi dan keamanan data konsumen. Fenomena ini menunjukkan pentingnya regulasi yang ketat dan kesadaran masyarakat dalam memilih layanan pinjaman yang aman dan terpercaya [4].

Pinjaman *online* yang dikatakan legal adalah pinjaman *online* yang resmi terdaftar oleh Otoritas Jasa Keuangan (OJK) yang salah satunya adalah aplikasi Indodana. Oleh karena itu diharapkan tidak adanya penyalahgunaan data serta penagihan menggunakan ancaman dan teror oleh *debt collector* [5].

Sentimen analisis ialah sebuah proses otomatis untuk memahami dan mengolah teks data guna memperoleh informasi mengenai sentimen yang ada dalam suatu pendapat. Penelitian dibidang sentimen analisis yang juga dikenal sebagai *mining opinion*, mulai banyak dilakukan sejak tahun 2002. Sentimen analisis sering digunakan untuk mengevaluasi suatu produk, dan dapat dianggap sebagai kombinasi dari *text mining* dan pemrosesan bahasa alami (*natural language processing*). Konsep dasar sentimen analisis adalah mengklasifikasikan atau mengelompokkan teks, kalimat, atau opini dalam suatu dokumen ke dalam kategori polaritas positif, negatif, atau netral. Sebagai proses komputasi, sentimen analisis bertujuan untuk



Lisensi

Lisensi Internasional Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0.

menyajikan informasi dari dataset yang tidak terstruktur, melibatkan pemahaman, ekstraksi, dan pengolahan teks otomatis untuk mendapatkan wawasan dari opini atau perilaku seseorang [6].

Metode sentimen analisis telah menjadi alat yang efektif untuk memahami dan mengungkap sentimen dari berbagai ulasan pengguna. Studi ini ditujukan untuk mengevaluasi penerapan metode *Logistic Regression*, *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine* dalam melakukan sentimen analisis terhadap ulasan pengguna aplikasi Indodana yang terdapat di *Play Store*.

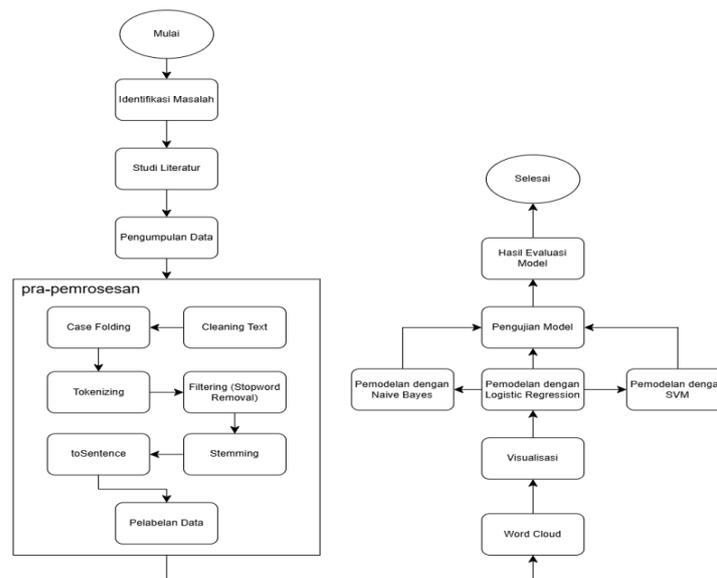
Naive bayes ialah metode klasifikasi probabilistik yang berlandaskan pada Teorema Bayes (dari Bayesian statistik) dengan asumsi independensi yang kuat (*naive*). Ini adalah suatu aturan yang lebih deskriptif untuk model berfungsi sebagai "model dengan karakteristik kebebasan." [7].

Logistic regression adalah mempelajari hubungan antara variabel respons biner $\{0,1\}$ dan sekumpulan variabel prediktor. Oleh karena itu, nilai yang dapat diprediksi dalam *Logistic Regression* berada antara "ya atau tidak" dan dapat langsung digunakan sebagai probabilitas [8].

Support Vector Machine ialah algoritma yang menggunakan *hyperplane* untuk memisahkan data ke dalam beberapa kelas. *Hyperplane* ini bertindak sebagai batas pemisah antara kelas-kelas, yang memungkinkan setiap kelas terpisah dengan jelas pada ruang data. *Support Vector Machine (SVM)* adalah salah satu teknik pembelajaran terawasi yang efektif untuk menganalisis data dan mengidentifikasi pola. SVM memiliki keunggulan karena dapat diterapkan pada data berdimensi tinggi, sehingga cocok digunakan dalam sentimen analisis yang memerlukan pengolahan data kompleks. Meskipun demikian, SVM juga memiliki kekurangan, yaitu kurang efisien ketika digunakan pada data berukuran sangat besar [9].

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metodologi kuantitatif dengan tujuan untuk menganalisis sentimen dari ulasan aplikasi pinjaman *online* dan *Paylater* Indodana di *Play Store* secara objektif. Metode ini dipilih karena memungkinkan penulis untuk menerapkan teknik-teknik analisis data dan pemodelan yang dapat mengklasifikasikan sentimen ulasan dengan akurasi yang tinggi. Pendekatan kuantitatif memungkinkan Penulis untuk mengukur dan menyajikan hasil secara numerik, memberikan dasar yang kokoh untuk analisis dan interpretasi [10]. Gambar 1 memperlihatkan metode yang diajukan dalam studi ini:



Gambar 1. Metode Penelitian



Lisensi

Lisensi Internasional Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0.

2.1 Pengumpulan Data

Pada proses pengumpulan data, penulis melakukan *data crawling* menggunakan *Python* dengan pustaka (*library*) *google-play-scraper*. metode untuk mendapatkan data dari aplikasi *Play Store* tanpa dependensi eksternal. Data yang didapatkan dapat berupa informasi aplikasi seperti judul aplikasi, developer url, kategori aplikasi, keseluruhan rating dan review, deskripsi, thumbnail, rating konten dan screenshot aplikasi [11]. Penggunaan *library google_play_scraper* ini memungkinkan pengumpulan data ulasan dalam jumlah besar secara cepat dan efisien, sehingga membuat proses lebih terstruktur dan andal dibandingkan pengumpulan data secara manual. Data diperoleh berjumlah 166.500. Data yang telah diperoleh kemudian akan dilakukan *data cleaning*.

2.2 Data Cleaning

Pada tahap pembersihan data, dilakukan penghilangan kata-kata yang tidak berpengaruh terhadap hasil klasifikasi sentimen [12]. *Data Cleaning* bertujuan untuk menghapus baris yang memiliki nilai yang hilang (*NaN*) serta data duplikat dari pengumpulan dataset sebelumnya. Setelah melakukan *Data Cleaning* maka didapatkannya data berjumlah 55.220, data inilah yang akan dilanjutkan ke tahap berikutnya yaitu tahap pra-pemrosesan data. Gambar 2 adalah hasil dari *data cleaning*:

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Index: 55220 entries, 1 to 166497
Data columns (total 11 columns):
#   Column              Non-Null Count  Dtype
---  -
0   reviewId             55220 non-null  object
1   userName             55220 non-null  object
2   userImage           55220 non-null  object
3   content              55220 non-null  object
4   score                55220 non-null  int64
5   thumbsupCount       55220 non-null  int64
6   reviewCreatedVersion 55220 non-null  object
7   at                   55220 non-null  object
8   replyContent        55220 non-null  object
9   repliedAt           55220 non-null  object
10  appVersion          55220 non-null  object
dtypes: int64(2), object(9)
memory usage: 5.1+ MB
```

Gambar 2. *Data Cleaning*

2.3 Pra-Pemrosesan Data

Tahapan pra-pemrosesan dilakukan untuk mengubah data menjadi bentuk bahasa yang lebih standar, umum, dan mendasar [13]. Pra-pemrosesan data bertujuan untuk membersihkan dan menyaring data sehingga hanya informasi yang relevan dan berkualitas tinggi yang tersisa untuk analisa lanjutan. Dalam tahapan ini, penulis melakukan beberapa langkah pra-pemrosesan, yaitu:

1. *Cleaning Text*: Fungsi ini digunakan untuk membersihkan teks dengan beberapa langkah, seperti menghapus *mention*, *hashtag*, RT (*retweet*), tautan (*link*), angka, dan tanda baca. Selain itu, itu juga menggantikan karakter *newline* dengan spasi dan menghilangkan spasi ekstra di awal dan akhir teks.
2. *Case Folding*: Fungsi ini mengubah semua karakter dalam teks menjadi huruf kecil (*lowercase*), sehingga teks menjadi lebih konsisten.
3. *Tokenizing*: Fungsi ini digunakan untuk membagi teks menjadi daftar kata atau token. Ini berguna untuk mengurai teks menjadi komponen-komponen dasar.
4. *Filtering*: Fungsi ini digunakan untuk menghapus kata-kata berhenti (*stopwords*) dalam teks.
5. *Stemming*: Fungsi ini menerapkan stemming pada teks, yaitu mengurangi kata-kata menjadi bentuk dasarnya. Disini menggunakan *library Sastrawi* untuk melakukan *stemming* dalam bahasa Indonesia.

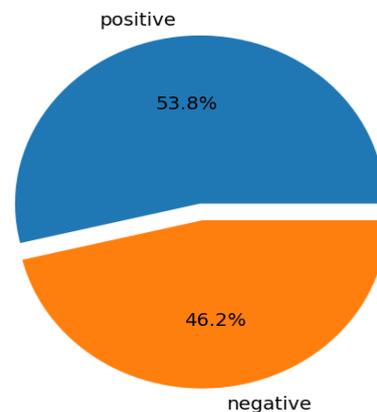


6. *toSentence*: Fungsi ini digunakan untuk menggabungkan daftar kata-kata menjadi sebuah kalimat.

2.4 Pelabelan Data

Proses pemuatan data kamus bertujuan untuk mengumpulkan daftar kata-kata positif dan negatif yang akan digunakan dalam sentimen analisis. Dalam proses ini, penulis menggunakan *library requests* dan *csv* di Python untuk mengambil data kamus dari repository *GitHub lexicon_positive* dan *lexicon_negative*. *Library requests* digunakan untuk mengirim permintaan *HTTP* yang mengunduh data kamus kata positif dan negatif dalam format *csv*. Data yang diterima kemudian dibaca menggunakan *library csv*, di mana setiap kata dan skornya disimpan dalam dua kamus terpisah, yaitu *lexicon_positive* untuk kata-kata positif dan *lexicon_negative* untuk kata-kata negatif. Hasilnya adalah koleksi kata-kata yang terstruktur dan siap digunakan dalam proses sentimen analisis selanjutnya. Proses perhitungan diawali dengan menentukan nilai leksikon berdasarkan kamus. Selanjutnya, nilai tersebut dinormalisasi menggunakan metode *min-max* dengan rentang antara 0,1 hingga 0,9 [14].

Sentiment Polarity on Review Data

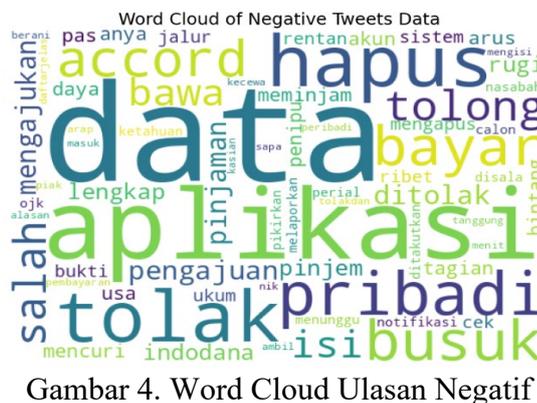


Gambar 3. Hasil Ulasan Sentimen Indodana

Berdasarkan Gambar 3, diperoleh hasil sentimen analisis ulasan positif sebesar 53,8% dan ulasan negatif sebesar 46,2%

2.5 Word Cloud

Word cloud akan menampilkan kata-kata yang memiliki frekuensi kemunculan terbesar dengan *font* yang besar pula [15]. Setelah itu, didapatkannya hasil *word cloud* ulasan negatif yang menunjukkan kata yang paling sering muncul yaitu: “data”, “aplikasi”, “tolak”, “salah”, “busuk”, “mencuri”, “hapus”, “ribet”, “ditolak”.



Gambar 4. Word Cloud Ulasan Negatif



Lisensi

Lisensi Internasional Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0.

Selain itu, didapatkannya hasil *word cloud* ulasan positif yang menunjukkan kata yang paling sering muncul yaitu: “kasih bintang”, “accord”, mudah mudahan”, “bintang”, “terima kasih”, “mantap”, “cair”, “membantu”.

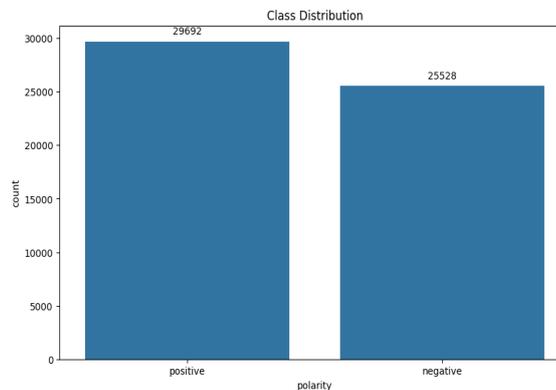


Gambar 5. *Word Cloud* Ulasan Positif

2.6 Visualisasi Data

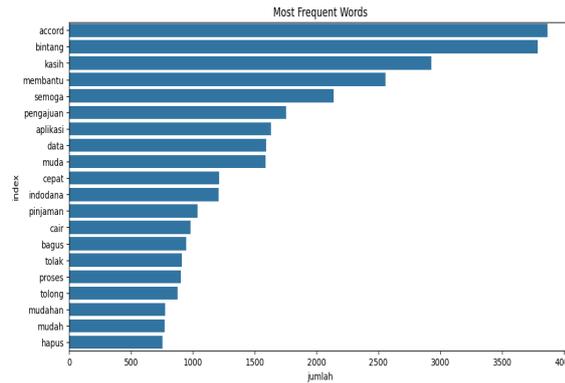
Visualisasi data merupakan cara untuk menyediakan data dalam bentuk visual seperti grafik, diagram, peta, atau gambar interaktif, dengan tujuan untuk menyampaikan informasi dengan lebih jelas dan mudah dipahami, visualisasi memungkinkan data yang kompleks untuk disajikan dalam bentuk yang lebih intuitif, sehingga memudahkan dalam mengidentifikasi pola, tren, dan anomali. Selain itu, visualisasi data juga berperan penting dalam mendukung proses analisis dan pengambilan keputusan berbasis data, karena membantu pemangku kepentingan memahami konteks dan makna dari data dengan lebih cepat dan efektif [16].

Kemudian, didapatkannya hasil visualisasi kelas distribusi yang dimana didapatkan setelah proses data cleaning yaitu 29.692 ulasan positif dan 25.528 ulasan negatif pada aplikasi Indodana. Pada Gambar 6 adalah hasil kelas distribusi ulasan Indodana:



Gambar 6. Jumlah Kelas Distribusi Ulasan Indodana

Didapatkan juga distribusi panjang teks yang dimana didapatkannya ulasan dengan paling banyak hanya mengulas dua hingga lima kata saja. Ini menunjukkan bahwa mayoritas dalam kumpulan data ini adalah teks singkat.



Gambar 7. Panjang Kata yang Sering Digunakan

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Perbandingan Hasil Metode

Untuk memastikan evaluasi hasil yang valid, dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan proporsi sebesar 80:20 [17]. Selanjutnya, data ulasan diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*). Selain itu, algoritma *Logistic Regression*, *Naive Bayes* dan SVM dilatih menggunakan data latih dan data uji, dan hasilnya dievaluasi yang data uji saja.

Tabel 1. Perbandingan Hasil Akurasi Model

no.	model	accuracy test
1	SVM	0.926363
2	Logistic Regression	0.920138
3	Naive Bayes	0.809127

Berdasarkan Tabel 1, merupakan hasil akurasi yang didapatkan yang dimana klasifikasi SVM adalah metode memiliki akurasi tertinggi dengan akurasi pada data uji yaitu 92,63%, klasifikasi *Logistic Regression* dengan akurasi pada data uji yaitu 92,01%, dan klasifikasi *Naive Bayes* dengan akurasi pada data uji yaitu 80,91.

3.2 Hasil Evaluasi

Pada tahap akhir evaluasi penelitian, dilakukan analisis untuk menilai apakah algoritma yang diterapkan merupakan model klasifikasi yang efektif dengan tingkat akurasi yang tinggi dalam sentimen analisis. Proses evaluasi ini memanfaatkan *confusion matrix*, Sebuah instrumen evaluasi yang berfungsi menilai efektivitas kategorisasi pada satu atau beberapa kelompok klasifikasi [18].

Confusion matrix adalah sebuah matriks yang memunculkan perbandingan antara prediksi sistem dengan label asli dari data input [19]. Pengujian dilakukan dengan menggunakan 10 data uji yang dipilih secara acak dan sudah memiliki label. Data uji ini kemudian dibandingkan dengan hasil klasifikasi yang diperoleh dari sistem. Evaluasi akurasi masing-masing metode sebelumnya dilakukan dengan menggunakan metrik akurasi, presisi, dan recall [20]. Empat istilah digunakan untuk memperlihatkan hasil dari proses klasifikasi, yang dijelaskan pada tabel 2 berikut:

Tabel 2. Confusion Matrix

Predicted Class		
True	TN	FP
Class	FN	TP



Berikut adalah penjelasan dari tabel di atas:

- TP (*True Positive*): Merupakan data yang benar-benar positif dan berhasil diklasifikasikan dengan tepat sebagai positif.
- TN (*True Negative*): Data yang bersifat negatif dan berhasil dikenali dengan benar sebagai negatif.
- FP (*False Positive*): Data yang seharusnya negatif, namun keliru diprediksi sebagai positif.
- FN (*False Negative*): Data yang sebenarnya positif, tetapi salah diklasifikasikan sebagai negatif.

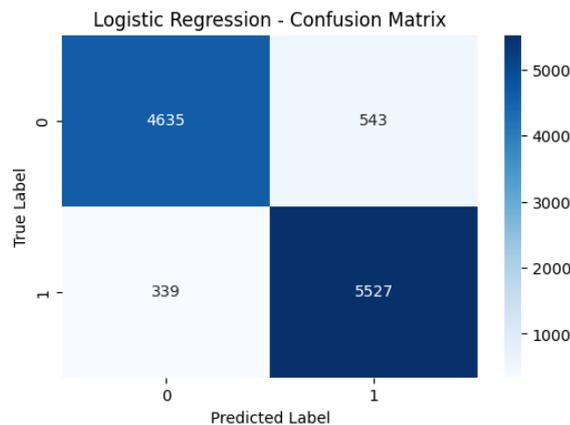
$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

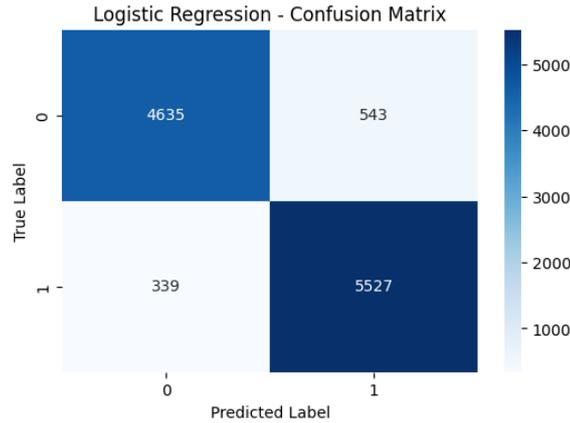
$$f1 - score = 2 \times \frac{(precision \times recall)}{(precision + recall)} \quad (4)$$

Hasil evaluasi dari ketiga model akan dibandingkan untuk menentukan algoritma mana yang paling efektif dalam menganalisis sentimen aplikasi Indodana. Selain itu, analisis juga akan mencakup pengamatan terhadap kinerja model dalam kondisi distribusi kelas yang seimbang, sehingga memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai kemampuan masing-masing algoritma.



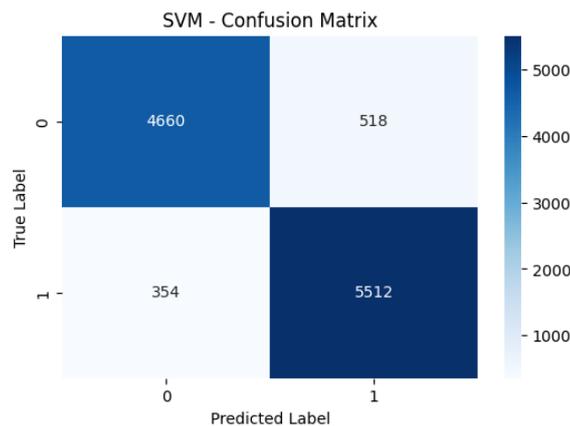
Gambar 8. *Confusion Matrix* Algoritma *Logistic Regression*

Berdasarkan Gambar 8, didapatkan TN (*True Negative*) sebanyak 4635 data dengan label asli 0 dan label prediksi sebagai 0. FP (*False Positive*) sebanyak 543 data dengan label asli 0 dan label prediksi sebagai 1. FN (*False Negative*) sebanyak 339 data dengan label asli 1 dan label prediksi 0. TP (*True Positive*) sebanyak 5527 data dengan label asli 1 dan label prediksi 1.



Gambar 9. *Confusion Matrix* Algoritma *Naïve Bayes*

Berdasarkan Gambar 9, didapatkan TN (*True Negative*) sebanyak 3706 data dengan label asli 0 dan label prediksi sebagai 0. FP (*False Positive*) sebanyak 1472 data dengan label asli 0 dan label prediksi sebagai 1. FN (*False Negative*) sebanyak 636 data dengan label asli 1 dan label prediksi 0. TP (*True Positive*) sebanyak 5230 data dengan label asli 1 dan label prediksi 1.



Gambar 10. *Confusion Matrix* Algoritma *SVM*

Berdasarkan Gambar 10, didapatkan TN (*True Negative*) sebanyak 4660 data dengan label asli 0 dan label prediksi sebagai 0. FP (*False Positive*) sebanyak 518 data dengan label asli 0 dan label prediksi sebagai 1. FN (*False Negative*) sebanyak 354 data dengan label asli 1 dan label prediksi 0. TP (*True Positive*) sebanyak 5512 data dengan label asli 1 dan label prediksi 1.

Setelah didapatkannya *Confusion Matrix* dari masing-masing model maka didapatkannya hasil uji model meliputi akurasi , presisi , *recall*, dan *f1-score*.

Matrik Evaluasi	Model Algoritma		
	Naïve Bayes	Logistic Regression	SVM
Accuracy	0.8091	0.9201	0.9263
Precision	0.8535	0.9318	0.9294
Recall	0.7157	0.8951	0.9000
F1-score	0.7786	0.9131	0.9144

Gambar 11. Hasil Uji Model Pada Data Sentimen Negatif

Matrik Evaluasi	Model Algoritma		
	Naïve Bayes	Logistic Regression	SVM
Accuracy	0.8091	0.9201	0.9263
Precision	0.7804	0.9105	0.9141
Recall	0.8916	0.9422	0.9397
F1-score	0.8323	0.9261	0.9267

Gambar 12. Hasil Uji Model Pada Data Sentimen Positif

Matrik Evaluasi	Model Algoritma		
	Naïve Bayes	Logistic Regression	SVM
Accuracy	0.8091	0.9201	0.9263
Precision	0.8169	0.9212	0.9217
Recall	0.8036	0.9187	0.9198
F1-score	0.8054	0.9196	0.9206

Gambar 13. Hasil Uji Model Pada Seluruh Data

Hasil uji menunjukkan bahwa pada data sentimen negatif, algoritma SVM menunjukkan performa terbaik dalam *accuracy*, *recall*, dan *f1-score*, sementara *Logistic Regression* memiliki keunggulan pada presisi. Metode *Naive Bayes* menunjukkan performa yang lebih rendah dibandingkan dengan metode-metode klasifikasi lainnya. Pada data sentimen positif, SVM tetap unggul dengan *accuracy*, presisi, dan *f1-score*, sedangkan *Logistic Regression* menonjol dalam *recall*. Secara keseluruhan, uji model pada seluruh data mengonfirmasi bahwa SVM unggul dalam *accuracy*, presisi, dan *recall*, sedangkan *Logistic Regression* lebih baik dalam *f1-score*. *Naive Bayes* secara konsisten berada di bawah performa kedua metode lainnya.

4. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan terhadap 55.220 ulasan aplikasi Indodana (29.692 ulasan positif dan 25.528 ulasan negatif) menggunakan algoritma *Logistic Regression*, *Naive Bayes* dan *Support Vector Machine* (SVM), diperoleh hasil bahwa algoritma SVM memberikan performa terbaik dibandingkan dua metode lainnya. Hal ini ditunjukkan oleh hasil nilai akurasi sebesar 92,63%, presisi sebesar 92,17%, *recall* sebesar 91,98%, dan *f1-score* sebesar 92,06%. Dengan demikian, hipotesis awal bahwa SVM memiliki kinerja lebih baik dalam klasifikasi sentimen dibandingkan *Naive Bayes* dan *Logistic Regression* terbukti benar.

Proses sentimen analisis membutuhkan tahapan pra-pemrosesan teks yang cukup kompleks dan krusial, seperti *cleaning text*, *case folding*, *tokenizing*, *filtering*, dan *stemming*. Selain itu, tantangan utama yang ditemukan adalah penanganan ekspresi sentimen dalam teks pendek dan penggunaan kata-kata tidak baku atau slang dalam bahasa Indonesia, yang berpotensi mempengaruhi akurasi model.

Sebagai saran untuk penelitian selanjutnya, perlu dilakukan pendekatan lebih mendalam terhadap penanganan kata negasi dalam bahasa Indonesia yang belum optimal dalam penelitian ini. Selain itu, dapat dikaji pula penggunaan model klasifikasi berbasis *deep learning* seperti *LSTM* atau *BERT* untuk melihat perbandingan performa terhadap model *machine learning* konvensional.

5. Daftar Pustaka

- [1] F. CUANDRA, "The Effect of Paylater Payment Method Used in Online Impulsive Buying in Batam City," *SEIKO J. Manag. Bus.*, vol. 5, no. 1, hal. 2022–625, 2022, [Daring]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.37531/sejaman.v5i1.1741>
- [2] R. SARI, "Pengaruh Penggunaan Paylater Terhadap Perilaku Impulse Buying Pengguna



- E-Commerce di Indonesia,” *J. Ris. Bisnis dan Investasi*, vol. 7, no. 1, hal. 44–57, 2021, doi: 10.35313/jrbi.v7i1.2058.
- [3] A. HIDAYAT, N. AZIZAH, dan M. RIDWAN, “Pinjaman Online dan Keabsahannya Menurut Hukum Perjanjian Islam,” *J. Indragiri Penelit. Multidisiplin*, vol. 2, no. 1, hal. 1–9, 2022, doi: 10.58707/jipm.v2i1.115.
- [4] F. NOVIKA, N. SEPTIVANI, dan I. M. P. INDRA, “Pinjaman Online Ilegal Menjadi Bencana Sosial Bagi Generasi Milenial,” *Manag. Stud. Entrep. J.*, vol. 3, no. 3, hal. 1174–1192, 2022, doi: 10.37385/msej.v3i3.857.
- [5] A. Y. SIAHAAN dan FITRIANI, “Sanksi Pidana Terhadap Pelaku Perbuatan Penyalahgunaan KTP Orang Lain Untuk Pinjaman Online,” *Nanggroe J. Pengabd. Cendikia*, vol. 84, no. 4, hal. 2986–7002, 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.5281/zenodo.8133281>
- [6] D. I. AFIDAH, DAIROH, S. F. HANDAYANI, R. W. PRATIWI, dan S. N. SARI, “Sentimen Ulasan Destinasi Wisata Pulau Bali Menggunakan Bidirectional Long Short Term Memory,” *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 21, no. 3, hal. 607–618, Jul 2022, doi: 10.30812/matrik.v21i3.1402.
- [7] H. RACHMI, SUPARNI, dan A. AL KAAFI, “Analisis Sentimen Sistem Ganjil Genap Kota Bogor,” *J. ELTIKOM*, vol. 5, no. 2, hal. 92–99, Sep 2021, doi: 10.31961/eltikom.v5i2.429.
- [8] K. A. H. WIBOWO, S. A. H. PUTRI, JUMANTO, dan M. A. MUSLIM, “Random State Initialized Logistic Regression for Improved Heart Attack Prediction,” *J. ELTIKOM*, vol. 7, no. 2, hal. 116–124, 2023, doi: 10.31961/eltikom.v7i2.822.
- [9] M. I. FIKRI, T. S. SABRILA, dan Y. AZHAR, “Perbandingan Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine pada Analisis Sentimen Twitter,” *SMATIKA J.*, vol. 10, no. 02, hal. 71–76, Des 2020, doi: 10.32664/smatika.v10i02.455.
- [10] M. M. ALI, T. HARIYATI, M. Y. PRATIWI, dan S. AFIFAH, “Metodologi Penelitian Kuantitatif dan Penerapannya dalam Penelitian,” *Educ. Journal.2022*, vol. 2, no. 2, hal. 1–6, 2022, [Daring]. Tersedia pada: <https://ojs.stai-ibnurusyd.ac.id/index.php/jpib/article/view/86>
- [11] F. A. LARASATI, D. E. RATNAWATI, dan B. T. HANGGARA, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Dana dengan Metode Random Forest,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 9, hal. 4305–4313, 2022, [Daring]. Tersedia pada: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/11562>
- [12] Z. FIRMANSYAH dan N. F. PUSPITASARI, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Vaksinasi Covid-19 Berdasarkan Opini Pada Twitter Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *J. Tek. Inform.*, vol. 14, no. 2, hal. 171–178, 2021, doi: <https://doi.org/10.15408/jti.v14i2.24024>.
- [13] J. MULIAWAN dan E. DAZKI, “SENTIMENT ANALYSIS OF INDONESIA’S CAPITAL CITY RELOCATION USING THREE ALGORITHMS: NAÏVE BAYES, KNN, AND RANDOM FOREST,” *J. Tek. Inform.*, vol. 4, no. 5, hal. 1227–1236, Okt 2023, doi: 10.52436/1.jutif.2023.4.5.1436.
- [14] N. E. OKTAVIANA, Y. A. SARI, dan INDRIATI, “Analisis Sentimen terhadap Kebijakan Kuliah Daring Selama Pandemi Menggunakan Pendekatan Lexicon Based Features dan Support Vector Machine,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 2, hal. 357–362, Feb 2022, doi: 10.25126/jtiik.2022925625.
- [15] M. I. AMAL, E. S. RAHMASITA, E. SURYAPUTRA, dan N. A. RAKHMAWATI, “Analisis Klasifikasi Sentimen Terhadap Isu Kebocoran Data Kartu Identitas Ponsel di Twitter,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 8, no. 3, hal. 645–660, 2022, doi: 10.28932/jutisi.v8i3.5483.
- [16] G. G. RANGGA, “Visualisasi Data Laporan Penjualan Toko Online Melalui Pendekatan



- Data Science Menggunakan Google Colab,” *ULIL ALBAB J. Ilm. Multidisiplin*, vol. 2, no. 6, hal. 2091–2100, Apr 2023, doi: 10.56799/jim.v2i6.1578.
- [17] A. HALIFA dan N. RICE, “Application of Naïve Bayes Classifier Algorithm in Determining the Level of Customer Satisfaction With Rumbai Post Office Services,” *J. Tek. Inform.*, vol. 4, no. 6, hal. 1295–1304, 2023, doi: 10.52436/1.jutif.2023.4.6.1054.
- [18] I. S. TOMAGOLA, A. I. HIDIANA, dan P. N. SABRINA, “ANALISIS SENTIMEN TERHADAP PANGAN NASIONAL PADA MEDIA SOSIAL TWITTER MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 5, hal. 3350–3356, Jan 2024, doi: 10.36040/jati.v7i5.7473.
- [19] D. IKASARI, Y. FAJARWATI, dan WIDIASTUTI, “ANALISIS SENTIMEN DAN KLASIFIKASI TWEETS BERBAHASA INDONESIA TERHADAP TRANSPORTASI UMUM MRT JAKARTA MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES CLASSIFIER,” *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 25, no. 1, hal. 64–75, Apr 2020, doi: 10.35760/ik.2020.v25i1.2427.
- [20] N. F. PUTRI, M. F. HIDAYATTULLAH, dan D. I. AF’IDAH, “Sentimen Analisis Kota Tegal Berbasis Aspek Menggunakan Algoritma Naïve Bayes,” *Infomatek*, vol. 26, no. 1, hal. 45–54, 2024, doi: 10.23969/infomatek.v26i1.11209.

