



Perbandingan Metode Support Vector Machine (SVM) Dan Naive Bayes Pada Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi OVO

Alvis Lowell^{1*}, Audric Lowell², Kevin Candra³, Evta Indra⁴

^{1,2,3,4}Sistem Informasi, Universitas Prima Indonesia, Medan, Indonesia

Email: ¹ alvis.lowell8888@gmail.com, ² audric.lo2004@gmail.com, ³ candrakevin14@gmail.com,
evtaindra@unprimdn.ac.id

Email Penulis Korespondensi: evtaindra@unprimdn.ac.id

Abstrak– Dalam era digital yang semakin berkembang, analisis sentimen menjadi penting untuk memahami opini pengguna yang beragam. Namun, terdapat kesenjangan dalam studi komparatif mengenai efektivitas metode pembelajaran mesin untuk analisis sentimen aplikasi e-wallet di Indonesia. Penelitian ini bertujuan membandingkan performa metode Support Vector Machine (SVM) dan Naive Bayes dalam analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi OVO, yang diambil dari Google Play Store. Sebanyak 3.000 ulasan dikumpulkan dan diproses melalui tahapan text preprocessing, meliputi data cleaning, case folding, stopword removal, tokenizing, dan stemming. Pelabelan sentimen dilakukan secara otomatis menggunakan metode VADER, menghasilkan tiga kategori: positif, netral, dan negatif. Data kemudian diubah menjadi format numerik menggunakan TF-IDF sebelum diterapkan ke model SVM dan Naive Bayes. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan confusion matrix dengan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode SVM memberikan hasil yang lebih baik dengan akurasi 89%, presisi 89%, recall 89%, dan F1-score 88%, dibandingkan dengan metode Naive Bayes yang mencapai akurasi 86%, presisi 88%, recall 86%, dan F1-score 87%. Hasil penelitian ini dapat digunakan sebagai referensi dalam pemilihan metode machine learning untuk analisis sentimen aplikasi e-wallet serta membantu OVO dalam meningkatkan kualitas layanan berdasarkan umpan balik pengguna.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Support Vector Machine, Naive Bayes, OVO, Machine Learning

Abstract– In the rapidly evolving digital era, sentiment analysis has become crucial for understanding diverse user opinions. However, there is a gap in comparative studies on the effectiveness of machine learning methods for sentiment analysis of e-wallet applications in Indonesia. This research aims to compare the performance of Support Vector Machine (SVM) and Naive Bayes methods in sentiment analysis of user reviews for the OVO application, sourced from the Google Play Store. A total of 3,000 reviews were collected and processed through text preprocessing stages, including data cleaning, case folding, stopword removal, tokenizing, and stemming. Sentiment labeling was performed automatically using the VADER method, resulting in three categories: positive, neutral, and negative. The data was then transformed into numerical format using TF-IDF before being applied to the SVM and Naive Bayes models. Model performance was evaluated using a confusion matrix with metrics such as accuracy, precision, recall, and F1-score. The results showed that the SVM method delivered better outcomes with an accuracy of 89%, precision of 89%, recall of 89%, and F1-score of 88%, compared to the Naive Bayes method, which achieved an accuracy of 86%, precision of 88%, recall of 86%, and F1-score of 87%. These findings can serve as a reference in selecting machine learning methods for sentiment analysis of e-wallet applications and assist OVO in improving service quality based on user feedback.

Keywords: Sentiment Analysis, Support Vector Machine, Naive Bayes, OVO, Machine Learning

1. PENDAHULUAN

Analisis sentimen merupakan salah satu bidang penelitian yang berkembang pesat seiring dengan meningkatnya data opini di media digital. Analisis sentimen merupakan proses untuk mengenali dan mengumpulkan informasi penting melalui analitik berorientasi data, media sosial, serta masukan dari pelanggan [1]. Analisis sentimen mencakup pengkajian mendalam terhadap emosi dan opini yang disampaikan dalam bahasa alami untuk mengaitkannya dengan perasaan serta pandangan seseorang mengenai suatu kejadian [2]. Melalui analisis sentimen, opini dapat diklasifikasikan ke dalam kategori seperti positif, netral, dan negatif, memberikan wawasan yang berharga bagi pengambilan keputusan [3]. Perkembangan teknologi digital telah menghadirkan transformasi signifikan dalam berbagai sektor, terutama industri keuangan melalui financial technology (fintech). Dompot digital atau e-wallet menjadi salah satu bentuk fintech yang paling banyak diadopsi masyarakat karena kemudahan transaksi yang ditawarkan [4], [5]. Di Indonesia, OVO hadir sebagai salah satu platform e-wallet terkemuka yang menawarkan berbagai layanan pembayaran digital dan solusi keuangan.

Namun, seiring meningkatnya pengguna dan transaksi, berbagai masalah seperti proses pembayaran yang lambat, kekhawatiran keamanan data, keterbatasan promo, dan inkonsistensi kecepatan transaksi dilaporkan pengguna. Di tengah persaingan yang semakin ketat di industri e-wallet, ulasan pengguna menjadi sangat krusial dalam mempengaruhi keputusan konsumen dan menjadi indikator kualitas layanan [6]. Namun, tingginya volume



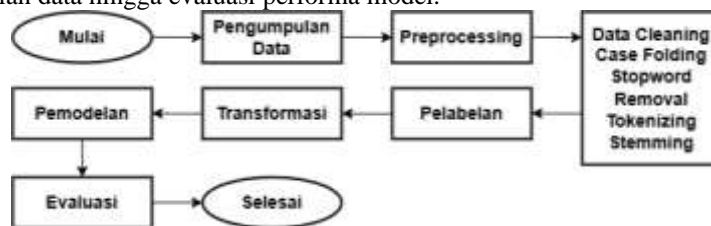
ulasan yang dihasilkan pengguna menimbulkan tantangan tersendiri dalam proses analisis, terutama jika dilakukan secara manual.. Hal ini mendorong kebutuhan akan metode analisis otomatis berbasis machine learning untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna secara efisien dan akurat.

Dalam beberapa tahun terakhir, Berbagai studi telah membandingkan metode klasifikasi machine learning dalam analisis sentimen. Taufiqurrahman dkk. [7] dalam penelitian terhadap ulasan pengguna aplikasi MyPertamina di Twitter, menerapkan Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor, mencapai akurasi 75% dan 73%. Sementara itu, Rokhman dkk. [8] mengevaluasi ulasan aplikasi transportasi online menggunakan SVM dan Decision Tree, dengan hasil akurasi 90.20% dan 89.80%. Ningsih dkk. [9] melakukan analisis sentimen terkait mobil listrik di Indonesia melalui data Twitter, menggunakan Naive Bayes dan SVM yang menghasilkan akurasi 63.02% dan 70.82%. Dalam studi perbandingan aplikasi Thread dan Twitter, Iqbal dkk. [10] mengimplementasikan Naive Bayes, KNN, dan Decision Tree, mencapai akurasi 85.56%, 71.67%, 72.78% untuk Twitter, serta 66.41%, 62.50%, 65.62% untuk Threads. Adapun Mustriyanto dkk. [11] melakukan analisis sentimen terhadap layanan PT Listrik Negara (PLN) menggunakan Decision Tree dan Naive Bayes, memperoleh akurasi 83% dan 77%.

Meskipun berbagai penelitian telah membandingkan metode machine learning untuk analisis sentimen di berbagai domain, penelitian yang secara spesifik mengevaluasi sentimen ulasan aplikasi e-wallet, khususnya OVO, masih terbatas. Terdapat beberapa kesenjangan penting yang perlu diatasi dalam konteks ini. Pertama, penelitian sebelumnya umumnya menggunakan dataset dari media sosial seperti twitter, yang memiliki karakteristik berbeda dengan ulasan aplikasi di platform google play store. Kedua, masih terbatas penelitian yang secara khusus membandingkan efektivitas metode machine learning, terutama antara Support Vector Machine (SVM) dan Naive Bayes, dalam menganalisis sentimen ulasan aplikasi e-wallet OVO di Google Play Store. Penelitian ini mengisi kesenjangan tersebut dengan membandingkan metode Support Vector Machine (SVM) dan Naive Bayes. Pemilihan SVM dan Naive Bayes dalam penelitian ini didasarkan pada beberapa pertimbangan. SVM tidak hanya menunjukkan efektivitas dan stabilitas yang unggul dalam ruang dimensi tinggi, tetapi juga mencapai tingkat akurasi yang sangat tinggi [12]. Sementara itu, Naive Bayes banyak digunakan dalam klasifikasi karena kesederhanaan, efisiensi, dan efektivitasnya [13]. Evaluasi dilakukan menggunakan confusion matrix untuk mencari nilai akurasi, presisi, recall, dan f1-score. Penelitian ini diharapkan tidak hanya memberikan wawasan metodologis dalam pemilihan metode machine learning paling efektif untuk analisis sentimen aplikasi OVO, tetapi juga membantu OVO meningkatkan kepuasan pengguna di tengah persaingan industri.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Gambar berikut menggambarkan alur tahapan penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini, mencakup proses dari pengumpulan data hingga evaluasi performa model.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Data ulasan pengguna dalam penelitian ini diambil dari ulasan aplikasi OVO di Google Play Store menggunakan metode web scraping. Web scraping merupakan proses ekstraksi data semi-terstruktur dari halaman HTML atau XHTML [14]. Tujuan utamanya adalah untuk memperoleh informasi yang dibutuhkan untuk keperluan penelitian. Penelitian ini menggunakan total 3.000 data ulasan yang dikumpulkan dalam rentang waktu 2 Oktober 2024 hingga 2 November 2024. Data hasil web scraping selanjutnya akan disimpan ke dalam format CSV.

2.2 Preprocessing

Tahapan berikutnya adalah preprocessing data, yang merupakan proses transformasi data tidak terstruktur menjadi data terstruktur sesuai dengan kebutuhan analisis [15]. Tahap ini bertujuan untuk membersihkan data, menyeragamkan bentuk kata, dan mereduksi volume data guna meningkatkan akurasi klasifikasi dalam konteks machine learning. Preprocessing data dalam studi ini mencakup beberapa langkah:

- a. Data Cleaning: Proses eliminasi komponen-komponen yang tidak diperlukan dari dokumen, seperti karakter khusus, simbol, emoticon, angka, dan tautan URL.



- b. Case Folding: Langkah penyeragaman seluruh karakter dalam dataset menjadi huruf kecil.
- c. Stopword Removal: Tahap penghapusan kata-kata yang dianggap tidak relevan dalam suatu kalimat berdasarkan daftar stopwords yang telah ditentukan [16].
- d. Tokenizing: Proses segmentasi data menjadi unit-unit yang lebih kecil seperti frasa, klausa, atau kalimat, umumnya menggunakan spasi sebagai pemisah [17].
- e. Stemming: Langkah identifikasi kata dasar dengan cara menghilangkan seluruh imbuhan (awalan, sisipan, akhiran, dan konfiks) dari kata-kata turunan.

2.3 Pelabelan

Pada tahap pelabelan, ulasan pengguna diberi label sentimen untuk memudahkan proses analisis menggunakan metode lexicon-based dengan VADER (Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner). VADER mengklasifikasikan teks menjadi sentimen positif, netral, atau negatif dengan menghitung skor sentimen untuk setiap kata, yang diberi nilai dalam rentang -4 (sangat negatif) hingga +4 (sangat positif). Dalam kamus VADER (VADER lexicon), hanya kata-kata yang mengandung makna emosional yang memiliki skor selain nol. Kata-kata yang tidak membawa makna emosional dianggap netral dengan skor 0, sehingga tidak mempengaruhi perhitungan sentimen secara langsung. Label sentimen ditentukan berdasarkan compound score, yang merupakan hasil normalisasi dari penjumlahan skor positif dan negatif ke dalam rentang -1 hingga +1. Ulasan dikategorikan sebagai positif jika compound score lebih dari 0, netral jika compound score sama dengan 0, dan negatif jika compound score kurang dari 0. Dalam penelitian ini, proses pelabelan akan dilakukan secara otomatis menggunakan modul VADER lexicon yang telah disediakan oleh Python. Berikut merupakan persamaan untuk menghitung nilai compound score.

$$compound = \tanh\left(\frac{(sum\ of\ scores)}{\sqrt{(sum\ of\ scores)^2 + 15}}\right) \tag{1}$$

Keterangan :

- a. Jumlah skor: Total skor sentimen dari kata-kata dalam teks.
- b. Normalisasi: Dilakukan dengan akar kuadrat untuk menghindari hasil ekstrem.
- c. tanh: Fungsi yang membatasi skor ke rentang -1 hingga +1.

2.4 Transformasi

Transformasi data adalah langkah untuk mengubah teks menjadi format yang dapat dipahami oleh model machine learning. Pada penelitian ini, proses transformasi dilakukan dengan menggunakan metode TF-IDF, yang merupakan penggabungan term frequency dengan inverse document frequency [18]. TF-IDF memberikan bobot pada kata berdasarkan frekuensinya dalam satu dokumen (term frequency) serta seberapa jarang kata tersebut muncul di dokumen lain (inverse document frequency). Setelah penerapan TF-IDF, data dibagi menjadi data training untuk melatih model machine learning dan data testing untuk mengevaluasi kinerjanya.

2.5 Pemodelan

Setelah dataset melewati tahapan pelabelan, preprocessing, dan transformasi, langkah berikutnya adalah pemodelan. Pada fase ini, dua metode klasifikasi yang diimplementasikan adalah Support Vector Machine (SVM) dan Naive Bayes. Support Vector Machine: SVM merupakan teknik prediktif yang dapat diaplikasikan baik untuk kasus klasifikasi maupun regresi. Dalam konteks analisis sentimen, SVM berfungsi dengan menciptakan garis pemisah (hyperplane) yang bertugas memisahkan kelas berlabel positif dari kelas berlabel negatif [19]. Naive Bayes Classifier adalah algoritma analisis statistik yang mengolah data numerik menggunakan prinsip probabilitas Bayesian [20].

2.6 Evaluasi

Langkah berikutnya adalah evaluasi model machine learning, yang bertujuan untuk mengukur kemampuan model dalam memprediksi atau mengklasifikasikan data baru. Evaluasi ini dilakukan dengan menggunakan teknik Confusion Matrix untuk memeriksa prediksi yang benar dan salah dalam model klasifikasi [21]. Confusion Matrix digunakan untuk menghitung metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Akurasi menunjukkan seberapa sering model menghasilkan prediksi yang benar, presisi mengevaluasi ketepatan prediksi positif, recall mengukur kemampuan model dalam mendeteksi semua kasus positif, sedangkan F1-score adalah rata-rata harmonis antara presisi dan recall. Tabel Confusion Matrix ditunjukkan pada tabel di bawah.

Tabel 1. Confusion Matrix

Actual	Prediksi Kelas A	Prediksi Kelas B	Prediksi Kelas C
A	AA	AB	AC
B	BA	BB	BC





Tahap tokenisasi dilakukan dengan memecah teks yang telah melalui proses stopwords removal menjadi token berupa kata-kata individual. Proses ini menggunakan fungsi `word_tokenize` dari library NLTK untuk memisahkan teks berdasarkan kata.

e. Stemming

Tahap selanjutnya adalah *stemming*, yaitu proses mengubah kata menjadi bentuk dasar atau akarnya. Proses ini dilakukan menggunakan library Sastrawi yang dirancang khusus untuk Bahasa Indonesia, dengan menerapkan *stemming* pada setiap kata hasil tokenisasi.

Berikut ini adalah hasil dari proses preprocessing data teks yang telah melalui tahapan-tahapan di atas, mulai dari data cleaning hingga stemming.

Tabel 2. Proses Preprocessing

Proses	Hasil
Ulasan	Aplikasi OVO sangat bagus dan mudah digunakan untuk pembayaran!!
Data Cleaning	Aplikasi OVO sangat bagus dan mudah digunakan untuk pembayaran
Case Folding	aplikasi ovo sangat bagus dan mudah digunakan untuk pembayaran
Stopword Removal	aplikasi ovo bagus mudah digunakan pembayaran
Tokenizing	['aplikasi', 'ovo', 'bagus', 'mudah', 'digunakan', 'pembayaran']
Stemming	['aplikasi', 'ovo', 'bagus', 'mudah', 'guna', 'bayar']

3.3 Pelabelan

Setelah tahapan preprocessing data, proses selanjutnya adalah pelabelan ulasan pengguna aplikasi OVO dilakukan menggunakan metode lexicon-based dengan modul VADER dari Python. Tahap awal dimulai dengan mengimpor dan menginisialisasi `SentimentIntensityAnalyzer` untuk menghitung skor sentimen setiap ulasan. Ulasan dikategorikan menjadi tiga kelas sentimen: positif, netral, dan negatif berdasarkan hasil perhitungan `compound score`. Jika nilai `compound score` lebih dari 0, maka ulasan dikategorikan sebagai sentimen positif. Jika nilai `compound score` sama dengan 0, maka ulasan dikategorikan sebagai sentimen netral. Sementara itu, jika nilai `compound score` kurang dari 0, maka ulasan dikategorikan sebagai sentimen negatif. Proses ini dilakukan secara otomatis, sehingga memungkinkan pelabelan dilakukan secara konsisten dan efisien untuk seluruh dataset ulasan.

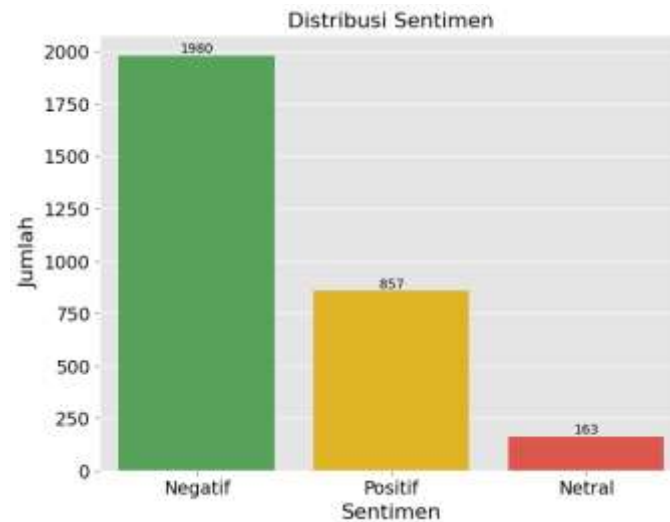
	Stemming	Compound_Score	Sentiments
0	tingkat	0.0000	Netral
1	pas top up l sr h upgrade knp sbelum top up up...	0.3818	Positif
2	ovo investrya gak	0.0000	Netral
3	apk ngeleg daftar akun berulang2 jaring udh 5g...	0.0000	Netral
4	suka pake ovo top up mudah tarik tunai mudah b...	0.8442	Positif
...
2995	like	0.3612	Positif
2996	ngeresahin apk bayar udah lakuin kemaren smpe ...	0.0000	Negatif
2997	bell paket bayar axis gagal	-0.5106	Negatif
2998	ok	0.2960	Positif
2999	gilaa ngirim rekening bank ga bisa2 aneh aja n...	-0.2220	Negatif

3000 rows × 3 columns

Gambar 3. Hasil Pelabelan

Hasil dari pelabelan 3000 data ulasan menunjukkan terdapat 857 ulasan positif, 163 ulasan netral, dan 1980 ulasan negative. Gambar di bawah menunjukkan jumlah Ulasan Pengguna Aplikasi OVO Berdasarkan Kategori Sentimen.





Gambar 4. Jumlah Ulasan Pengguna Aplikasi OVO Berdasarkan Kategori Sentimen.

3.4 Transformasi

Setelah tahap pengumpulan, pelabelan, dan preprocessing data selesai, langkah selanjutnya dalam analisis sentimen adalah melakukan transformasi data. Pada tahap ini, teks diberi bobot menggunakan teknik TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency). Pembobotan ini diterapkan dengan menggunakan kelas `TfidfVectorizer` dari submodul `feature_extraction.text` pada library `scikit-learn` di Python, untuk mengubah teks menjadi bentuk numerik. Setelah proses pembobotan teks menggunakan TF-IDF selesai, data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (training set) dan data uji (test set). Pembagian dilakukan dengan perbandingan 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Proses ini menggunakan fungsi `train_test_split` dari submodul `model_selection` pada library `scikit-learn` di Python, yang bertujuan untuk memisahkan data agar dapat digunakan dalam pelatihan dan pengujian model machine learning. Hasil pembagian data ini menghasilkan sebanyak 2400 data latih dan 600 data uji, yang akan digunakan untuk pelatihan dan pengujian model.

3.5 Pemodelan

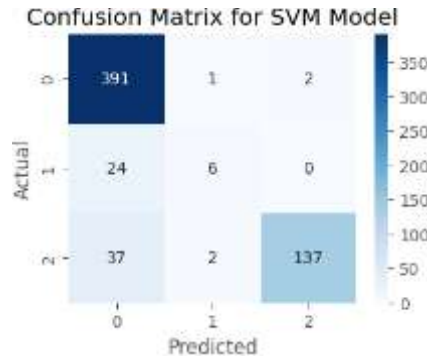
Setelah tahap transformasi, langkah berikutnya adalah pemodelan, yang bertujuan membangun model klasifikasi menggunakan data pelatihan. Dalam penelitian ini, dua algoritma machine learning yang digunakan untuk proses pemodelan adalah Support Vector Machine (SVM) dan Naive Bayes. Model SVM dilatih menggunakan kelas `SVC` dari submodul `svm` dalam library `scikit-learn` (`sklearn.svm`), sedangkan metode Naive Bayes diterapkan dengan menggunakan kelas `MultinomialNB` dari submodul `naive_bayes` dalam library `scikit-learn` (`sklearn.naive_bayes`).

3.6 Evaluasi

Tahap terakhir penelitian ini adalah mengevaluasi kinerja model. Evaluasi dilakukan menggunakan confusion matrix untuk menilai performa klasifikasi. Proses ini melibatkan impor fungsi `confusion_matrix` dari submodul `metrics` dalam pustaka `scikit-learn` (`sklearn.metrics`). Dari confusion matrix, dihasilkan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

3.6.1 Evaluasi Model Support Vector Machine

Gambar di bawah ini menunjukkan confusion matrix hasil pemodelan menggunakan SVM.



Gambar 5. Confusion Matrix Support Vector Machine

Performa model dievaluasi berdasarkan confusion matrix untuk menghitung nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Tabel di bawah ini menampilkan hasil perhitungan metrik evaluasi yang diperoleh dari confusion matrix support vector machine di atas.

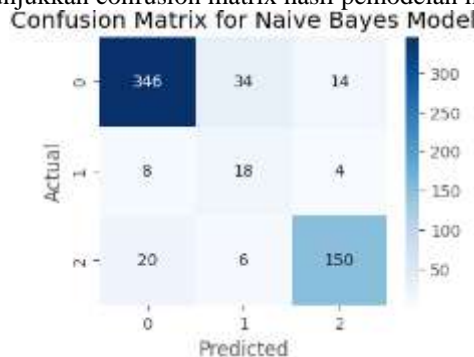
Tabel 3. Evaluasi Performa SVM

Model	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
SVM	89%	89%	89%	88%

Berdasarkan Tabel 3, evaluasi performa model Support Vector Machine (SVM) menunjukkan hasil dengan akurasi sebesar 89%, presisi 89%, recall 89%, dan F1-Score 88%.

3.6.2 Evaluasi Model Naive Bayes

Gambar di bawah ini menunjukkan confusion matrix hasil pemodelan menggunakan Naive Bayes.



Gambar 6. Confusion Matrix Naive Bayes

Tabel di bawah ini menampilkan hasil perhitungan metrik evaluasi yang diperoleh dari confusion matrix naive bayes di atas.

Tabel 4. Evaluasi Performa Naive Bayes

Model	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
Naive Bayes	86%	88%	86%	87%

Berdasarkan Tabel 4, evaluasi performa model Naive Bayes menunjukkan hasil dengan akurasi sebesar 86%, presisi 88%, recall 86%, dan F1-Score 87%.

3.6.3 Perbandingan Performa Model

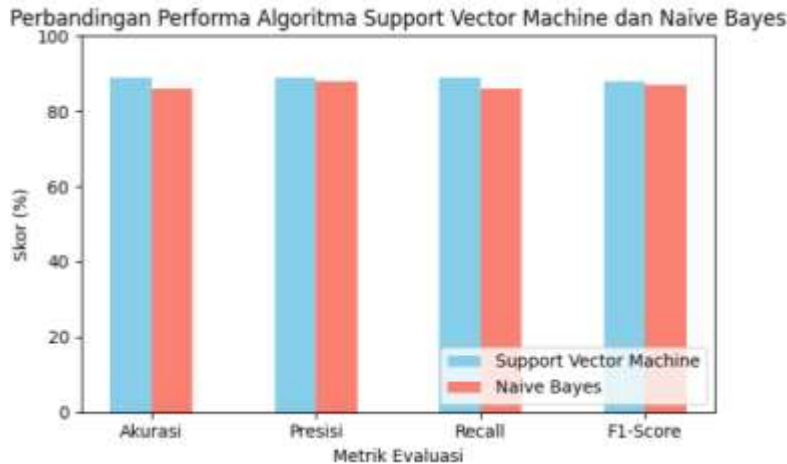
Pada tahap ini dilakukan perbandingan antara dua metode yang digunakan dalam penelitian, yaitu support vector machine dan naive bayes. Perbandingan ini didasarkan pada hasil evaluasi performa kedua metode menggunakan confusion matrix. Hasil perbandingan kedua metode ditampilkan pada tabel berikut.

Tabel 5. Perbandingan Performa Model

Metrik	Model	
	Support Vector Machine	Naive Bayes
Akurasi	89%	86%
Presisi	89%	88%
Recall	89%	86%
F1-Score	88%	87%

Berdasarkan Tabel 5 yang menyajikan perbandingan performa model, terlihat bahwa model support vector machine menunjukkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan dengan naive bayes dalam semua metrik evaluasi yang diukur. SVM mencapai akurasi sebesar 89%, presisi 89%, recall 89%, dan F1-Score 88%, sedangkan Naive Bayes memiliki akurasi 86%, presisi 88%, recall 86%, dan F1-Score 87%. Hal ini dapat dilihat lebih jelas pada

Gambar 7, yang menyajikan perbandingan visual performa kedua algoritma berdasarkan metrik evaluasi yang digunakan.



Gambar 7. Histogram Perbandingan Performa Model

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, penelitian ini telah berhasil mengimplementasikan metode Support Vector Machine (SVM) dan Naive Bayes untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi OVO. Penelitian ini menggunakan data yang terdiri dari 3.000 ulasan berbahasa Indonesia yang diperoleh melalui teknik web scraping dalam periode 2 Oktober 2024 hingga 2 November 2024. Data tersebut kemudian melalui serangkaian tahap preprocessing yang meliputi data cleaning, case folding, stopword removal, tokenizing, dan stemming sebelum dilakukan pelabelan sentimen menggunakan metode lexicon-based dengan VADER.

Hasil pelabelan sentimen menggunakan metode lexicon-based dengan VADER menunjukkan distribusi sentimen sebagai berikut: 1.980 ulasan (66%) terklasifikasi sebagai sentimen negatif, 857 ulasan (28,6%) sebagai sentimen positif, dan 163 ulasan (5,4%) sebagai sentimen netral. Temuan ini mengindikasikan adanya dominasi sentimen negatif dari pengguna aplikasi OVO pada periode penelitian tersebut.

Dalam hal evaluasi performa model, Support Vector Machine (SVM) mendemonstrasikan keunggulan dibandingkan Naive Bayes pada seluruh metrik evaluasi yang digunakan. Model SVM mencapai tingkat akurasi sebesar 89%, presisi 89%, recall 89%, dan F1-Score 88%. Sementara itu, model Naive Bayes mencatatkan tingkat akurasi 86%, presisi 88%, recall 86%, dan F1-Score 87%. Hasil ini mengonfirmasi bahwa metode SVM memiliki efektivitas yang lebih tinggi dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna aplikasi OVO.

UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih kepada Universitas Prima Indonesia yang telah memberikan dukungan dan fasilitas selama proses penelitian. Ucapan terima kasih khusus juga disampaikan kepada Dr. Evta Indra, S.Kom., M.Kom. selaku dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan, masukan, dan arahan sehingga penelitian dapat berjalan dengan lancar dan memperoleh hasil maksimal.

REFERENCES

- [1] R. Koli And S. Redekar, "A Review On Sentiment Analysis Methodologies, Practices And Applications With Machine Learning," *Int. J. Comput. Sci. Mob. Comput.*, Vol. 12, No. 6, Pp. 64–70, Jun. 2023, Doi: 10.47760/Ijcsmc.2023.V12i06.007.
- [2] J. Mishra, "Twitter Sentiment Analysis," *Int. J. Sci. Res. Eng. Manag.*, Vol. 07, No. 06, Jun. 2023, Doi: 10.55041/Ijsrem24071.
- [3] K. L. Tan, C. P. Lee, And K. M. Lim, "A Survey Of Sentiment Analysis: Approaches, Datasets, And Future Research," *Appl. Sci.*, Vol. 13, No. 7, P. 4550, Apr. 2023, Doi: 10.3390/App13074550.
- [4] F. R. Yuttama, A. Alfizi, And B. Widadi, "Pelatihan Financial Technology Untuk Bertransaksi Dan



- Berinvestasi,” *J. Pengabd. Masy. - Pimas*, Vol. 1, No. 3, Pp. 147–152, Aug. 2022, Doi: 10.35960/Pimas.V1i3.816.
- [5] D. F. Harseno, “Analisis Faktor-Faktor Yang Memengaruhi Penggunaan E-Wallet Di Indonesia,” *Abis Account. Bus. Inf. Syst. J.*, Vol. 9, No. 4, Nov. 2021, Doi: 10.22146/Abis.V9i4.70384.
- [6] S. Hartini, M. Kurniawati, And M. Ihwanudin, “Customer Review: Impact On Choice Confidence, Product Attitude, And Purchase Intention,” *J. Posit. Sch. Psychol.*, Vol. 2022, No. 8, Pp. 5977–5992, 2022, [Online]. Available: <https://journalppw.com/index.php/jpsp/article/view/10868>
- [7] H. Taufiqurrahman, F. Tri Anggraeny, And M. Muharrom Al Haromainy, “Perbandingan Algoritma Naïve Bayes Dan K-Nearest Neighbor Pada Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mypertamina,” *Jati (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, Vol. 7, No. 6, Pp. 3934–3939, Jan. 2024, Doi: 10.36040/Jati.V7i6.7801.
- [8] K. A. Rokhman, B. Berlilana, And P. Arsi, “Perbandingan Metode Support Vector Machine Dan Decision Tree Untuk Analisis Sentimen Review Komentar Pada Aplikasi Transportasi Online,” *J. Inf. Syst. Manag.*, Vol. 3, No. 1, Pp. 1–7, Jan. 2021, Doi: 10.24076/Joism.2021v3i1.341.
- [9] W. Ningsih, B. Alfianda, R. Rahmadden, And D. Wulandari, “Perbandingan Algoritma SVM Dan Naïve Bayes Dalam Analisis Sentimen Twitter Pada Penggunaan Mobil Listrik Di Indonesia,” *Malcom Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, Vol. 4, No. 2, Pp. 556–562, Feb. 2024, Doi: 10.57152/Malcom.V4i2.1253.
- [10] M. Iqbal, A. Davy Wiranata, R. Suwito, And R. Faiz Ananda, “Perbandingan Algoritma Naïve Bayes, Knn, Dan Decision Tree Terhadap Ulasan Aplikasi Threads Dan Twitter,” *Media Online*, Vol. 4, No. 3, Pp. 1799–1807, 2023, Doi: 10.30865/Klik.V4i3.1402.
- [11] A. Bagus Mustriyanto, Muhammad Habibi, D. Subekti, And F. Syahrudin, “Perbandingan Metode Decision Tree Dan Naive Bayes Classifier Pada Analisis Sentimen Pengguna Layanan Pt Perusahaan Listrik Negara (Pln),” *Teknomatika J. Inform. Dan Komput.*, Vol. 15, No. 2, Pp. 53–61, Oct. 2022, Doi: 10.30989/Teknomatika.V15i2.1131.
- [12] S. W. Iriananda, R. W. Budiawan, A. Y. Rahman, And I. Istiadi, “Optimasi Klasifikasi Sentimen Komentar Pengguna Game Bergerak Menggunakan SVM, Grid Search Dan Kombinasi N-Gram,” *J. Teknol. Inf. Dan Ilmu Komput.*, Vol. 11, No. 4, Pp. 743–752, Aug. 2024, Doi: 10.25126/Jtiik.1148244.
- [13] M. Veziroğlu, E. Veziroğlu, And İ. Ö. Bucak, “Performance Comparison Between Naive Bayes And Machine Learning Algorithms For News Classification,” In *Bayesian Inference - Recent Trends*, Intechopen, 2024. Doi: 10.5772/Intechopen.1002778.
- [14] A. Maulana Komarudin, A. Nurul Huda, And D. Agistira, “Penerapan Teknik Web Scraping Pada Situs Imdb Dengan Node Js,” *J. Siliwangi Seri Sains Dan Teknol.*, Vol. 8, No. 2, Dec. 2022, Doi: 10.37058/Jssainstek.V8i2.6371.
- [15] E. Sutoyo And A. Almaarif, “Twitter Sentiment Analysis Of The Relocation Of Indonesia’s Capital City,” *Bull. Electr. Eng. Informatics*, Vol. 9, No. 4, Pp. 1620–1630, Aug. 2020, Doi: 10.11591/Eei.V9i4.2352.
- [16] R. Rinandyaswara, Y. A. Sari, And M. T. Furqon, “Pembentukan Daftar Stopword Menggunakan Term Based Random Sampling Pada Analisis Sentimen Dengan Metode Naïve Bayes (Studi Kasus: Kuliah Daring Di Masa Pandemi),” *J. Teknol. Inf. Dan Ilmu Komput.*, Vol. 9, No. 4, P. 717, Aug. 2022, Doi: 10.25126/Jtiik.2022934707.
- [17] F. A. Muttaqin And A. M. Bachtiar, “Implementasi Teks Mining Pada Aplikasi Pengawasan Penggunaan Internet Anak ‘Dodo Kids Browser,’” *J. Ilm. Komput. Dan Inform.*, Pp. 1–8, 2016.
- [18] H. C. Husada And A. S. Paramita, “Analisis Sentimen Pada Maskapai Penerbangan Di Platform Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM),” *Teknika*, Vol. 10, No. 1, Pp. 18–26, Feb. 2021, Doi: 10.34148/Teknika.V10i1.311.
- [19] A. M. Pravina, I. Cholissodin, And P. P. Adikara, “Analisis Sentimen Tentang Opini Maskapai Penerbangan Pada Dokumen Twitter Menggunakan Algoritme Support Vector Machine (SVM),” *J. Pengemb. Teknol. Inf. Dan Ilmu Komput.*, Vol. 3, No. 3, Pp. 2789–2797, 2019.
- [20] A. Muhammadin And I. A. Sobari, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Kredivo Dengan Algoritma SVM Dan NBC,” *Reputasi J. Rekayasa Perangkat Lunak*, Vol. 2, No. 2, Pp. 85–91, Dec. 2021, Doi: 10.31294/Reputasi.V2i2.785.
- [21] M. P. Dwi Cahyo, Widodo, And B. Prasetya Adhi, “Kinerja Algoritma Support Vector Machine Dalam



Menentukan kebenaran Informasi Banjir Di Twitter,” *Pinter J. Pendidik. Tek. Inform. Dan Komput.*, Vol. 3, No. 2, Pp. 116–121, Dec. 2019, Doi: 10.21009/Pinter.3.2.5.

