

COMPARISON OF SVM AND NAIVE BAYES ALGORITHMS IN SENTIMENT ANALYSIS OF USER REVIEWS ON BUKALAPAK

PERBANDINGAN ALGORITMA SVM DAN NAIVE BAYES DALAM ANALISIS SENTIMEN TERHADAP ULASAN PENGGUNA BUKALAPAK

M Yasir Alghifari¹, M Rudi Sanjaya^{2*}, Endang Lestari Ruskan³, Dwi Rosa Indah⁴

Universitas Sriwijaya, Sistem Informasi, Jalan Palembang-Prabumulih Km. 32, Indralaya,

Kabupaten Ogan Ilir, Sumatera Selatan, 30662

Fariyasir4@gmail.com¹, m.rudi.sjy@ilkom.unsri.ac.id^{2*}, endanglestari@unsri.ac.id³,
indah812@gmail.com⁴

Abstract - Indonesia's rapid e-commerce growth has produced a vast volume of user reviews, yet their use for insight extraction remains limited—particularly for the Bukalapak platform. This study compares the performance of Naïve Bayes and Support Vector Machine for sentiment classification on 10,000 Bukalapak reviews. The workflow includes text preprocessing (cleaning, case folding, tokenization, stopword removal, stemming) and feature extraction using Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF; max_features = 10,000). Evaluation employs 10-fold cross-validation with accuracy, precision, recall, and F1-score, complemented by a paired t-test for significance. Results show SVM outperforming NB (accuracy 84.48% vs. 83.96%; F1 0.8253 vs. 0.8205) with better consistency (standard deviation $\pm 1.08\%$ vs. $\pm 1.24\%$). The t-test confirms a significant difference ($p = 0.019$), with SVM's advantage most evident for the negative class (precision 0.80 vs. 0.78). Both models underperform on the neutral class due to severe class imbalance. These findings provide empirical evidence for algorithm selection in Indonesian e-commerce sentiment analysis and open avenues for future research using deep learning and class-imbalance handling techniques.

Keywords – Sentiment Analysis, SVM, Naïve Bayes, E-Commerce, TF-IDF.

Abstrak – Pertumbuhan pesat e-commerce Indonesia memunculkan akumulasi ulasan pengguna yang besar, namun pemanfaatannya untuk ekstraksi insight masih terbatas, khususnya pada platform Bukalapak. Studi ini membandingkan kinerja Naïve Bayes dan Support Vector Machine dalam klasifikasi sentimen terhadap 10.000 ulasan Bukalapak. Alur kerja mencakup prapemrosesan teks (cleaning, case folding, tokenisasi, penghapusan stopword, stemming) dan ekstraksi fitur Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF, max_features=10.000). Evaluasi dilakukan dengan 10-fold cross-validation menggunakan akurasi, presisi, recall, dan F1-score, serta uji t berpasangan untuk menguji signifikansi. Hasil menunjukkan SVM unggul atas NB (akurasi 84,48% vs 83,96%; F1 0,8253 vs 0,8205) dengan konsistensi lebih baik (simpangan baku $\pm 1,08\%$ vs $\pm 1,24\%$). Uji t mengonfirmasi perbedaan yang signifikan ($p=0,019$), dan keunggulan SVM paling menonjol pada kelas negatif (presisi 0,80 vs 0,78). Keduanya masih lemah pada kelas netral akibat ketimpangan kelas. Temuan ini memberikan bukti empiris untuk pemilihan algoritma pada sistem analisis sentimen e-commerce Indonesia, serta membuka ruang penelitian lanjutan berbasis deep learning dan penanganan ketidakseimbangan kelas.

Kata Kunci – Analisis Sentimen, SVM, Naïve Bayes, E-Commerce, TF-IDF.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan pesat e-commerce di Indonesia telah menciptakan kompetisi yang intensif antara platform digital seperti Bukalapak, Tokopedia, dan Shopee. Peningkatan jumlah pengguna aplikasi marketplace, khususnya pasca pandemi COVID-19, mendorong pergeseran perilaku konsumen menuju transaksi daring. Bukalapak, merupakan satu dari beberapa platform e-commerce terkenal bagi masyarakat Indonesia, memiliki basis pengguna aktif dimana secara konsisten mengungkapkan pendapat melalui Google Play Store, yang dapat dimanfaatkan sebagai sumber data untuk memahami persepsi konsumen [1] [2].

Fenomena program promosi pada platform marketplace berkontribusi signifikan terhadap dinamika ulasan pengguna. Studi Ditami et al. [3] menganalisis sentimen terhadap program promosi seperti *flash sale*, *gratis ongkir*, dan *double date sale* pada Shopee, Tokopedia, dan Bukalapak menggunakan algoritma SVM. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sentimen terhadap promosi Tokopedia cenderung positif, sedangkan Shopee dan Bukalapak memperoleh proporsi sentimen negatif yang lebih tinggi. Temuan ini mengindikasikan bahwa analisis sentimen mampu mengungkap persepsi pengguna secara mendalam dan mendukung penyusunan strategi promosi yang lebih efektif [3]. Metodologi yang umum digunakan dalam analisis sentimen mencakup Naïve Bayes dan SVM. Naïve Bayes dikenal karena kesederhanaan komputasinya dan kemampuan menangani dataset besar dengan akurasi yang memadai [4]. Sebaliknya, SVM memiliki keunggulan dalam memproses data berdimensi tinggi dan sering menghasilkan performa superior untuk masalah klasifikasi biner, termasuk analisis sentimen [2] [5].

Penelitian terdahulu telah membandingkan kinerja kedua algoritma dalam konteks e-commerce. Putri et al. (2022) melaporkan bahwa Naïve Bayes mencapai akurasi 90,54% dalam menganalisis ulasan Tokopedia [1]. Naïve Bayes menunjukkan efektivitas pada dataset berukuran besar, sementara SVM unggul dalam menangani data berdimensi tinggi dan memberikan hasil lebih optimal pada klasifikasi biner [6] [7]. Studi komparatif menunjukkan bahwa SVM seringkali mengungguli Naïve Bayes dalam metrik akurasi dan F1-score pada dataset kompleks [7], terutama dengan parameter yang optimal [2] [5]. Namun, mayoritas penelitian sebelumnya terfokus pada platform seperti Shopee, Tokopedia, dan Lazada, sementara analisis sentimen untuk ulasan Bukalapak pada Play Store masih terbatas. Kekosongan riset ini penting untuk diisi mengingat Bukalapak memiliki karakteristik pengguna dan model bisnis yang berbeda dengan kompetitornya. Maka dari itu, maksud dari penelitian ini untuk memenuhi research gap penelitian dengan membandingkan kinerja Naïve Bayes dan SVM secara komprehensif saat mengklasifikasikan sentimen pendapat pengguna Bukalapak dimana didapat dari Play Store. Harapan dari penemuan ini bisa dapat memberikan kontribusi empiris terhadap pemahaman performa kedua algoritma pada konteks marketplace Indonesia yang belum banyak dieksplorasi.

II. SIGNIFIKASI STUDI

A. Studi Literatur

Analisis sentimen ialah metode penting untuk mendalami opini pengguna tentang *e-commerce*. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan hasil yang beragam terkait performa Naïve Bayes (NB) dan Support Vector Machine (SVM). Alfari Dkk. [8] membandingkan KNN dengan Naïve Bayes pada

ulasan aplikasi Shopee. Hasilnya, Naïve Bayes cukup unggul dengan akurasi 71%. Studi oleh Fadhilah dan Utomo [9] pada ulasan Blibli.com juga menegaskan efektivitas Naïve Bayes, dengan akurasi 84% dan kinerja yang baik pada sentimen positif maupun negatif, meskipun kurang efektif pada sentimen netral. Setiadi [10] membandingkan NB dan SVM pada opini pengguna ShopeeFood di Twitter. SVM terbukti lebih unggul dengan akurasi 99,27% dibandingkan NB yang hanya 90,43%. Hasil serupa ditemukan oleh Setyabudi dan Aryanny [11] pada ulasan Lazada, di mana SVM (75%) mengungguli Naïve Bayes (72%), terutama dalam klasifikasi multi-kelas. Idris et al. [12] juga menunjukkan keunggulan SVM pada ulasan Shopee dengan akurasi hingga 98% dengan skor-f1 setinggi 0,98.

Dengan studi-studi ini, bisa disimpulkan jika Naïve Bayes unggul pada kesederhanaan dan efisiensi, namun SVM cenderung memberikan akurasi lebih tinggi pada data yang kompleks. Penelitian ini mengisi celah dengan membandingkan kedua algoritma secara komprehensif pada ulasan aplikasi e-commerce di Indonesia.

Tabel I. Perbandingan Penelitian Terdahulu

Peneliti	Platform	Algoritma	Sumber Data	Gap
Alfaris & Kusnawi [8]	Shopee	KNN vs NB	Google PlayStore	Tidak membandingkan dengan SVM
Fadhilah & Utomo [9]	Blibli.com	NB	Google Play Store	Hanya menggunakan satu algoritma
Setiadi [10]	ShopeeFood	NB vs SVM	Twitter	Platform berbeda (media sosial)
Setyabudi & Aryanny [11]	Lazada	NB vs SVM	User ratings	Klasifikasi multi-kelas
Idris et al. [12]	Shopee	SVM	Tidak disebutkan	Tidak membandingkan dengan NB
Penelitian ini	Bukalapak	NB vs SVM	Google Play Store	Fokus pada Bukalapak dengan dataset 10.000 ulasan

Berdasarkan Tabel I, teridentifikasi beberapa kesenjangan penelitian sebagai berikut:

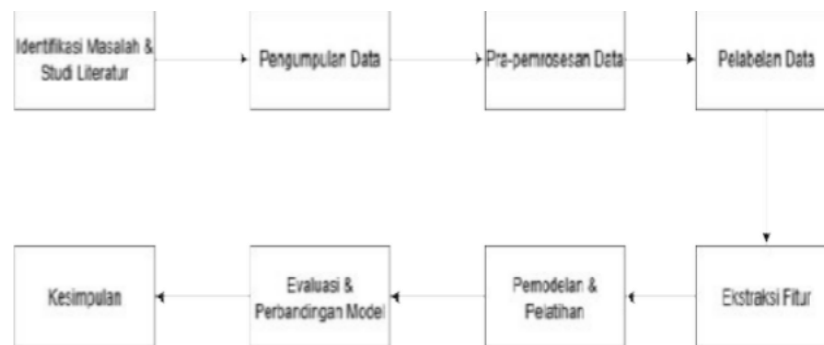
1. Gap Platform: Mayoritas penelitian terdahulu terfokus pada Shopee, Tokopedia, dan Lazada, sedangkan Bukalapak sebagai salah satu platform e-commerce terbesar di Indonesia masih minim dieksplorasi dalam konteks analisis sentimen komparatif.
2. Gap Metodologi: Beberapa studi hanya menggunakan satu algoritma tunggal [9], sementara penelitian yang membandingkan NB dan SVM pada konteks marketplace Indonesia dengan dataset berskala besar (>10.000 ulasan) masih terbatas.
3. Gap Sumber Data: Penelitian seperti Setiadi [10] menggunakan data dari Twitter yang memiliki karakteristik berbeda dengan ulasan aplikasi di Google Play Store, sehingga hasil tidak dapat digeneralisasi langsung untuk konteks ulasan marketplace.

Kontribusi penelitian ini adalah menyediakan perbandingan komprehensif antara NB dan SVM secara spesifik pada ulasan Bukalapak dari Google Play Store dengan dataset berukuran 10.000 ulasan, sehingga mengisi kekosongan empiris pada literatur analisis sentimen e-commerce Indonesia.

B. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan desain dengan pendekatan eksperimen komparatif (*comparative experimental research*), di mana algoritma klasifikasi teks SVM dengan Naïve Bayes (NB)

dibandingkan kinerjanya untuk menganalisis pendapat pengguna Bukalapak. Penelitian ini dilakukan secara terstruktur dalam 8 tahapan, diawali dengan identifikasi masalah sampai mengevaluasi model dan pembuatan kesimpulan.



Gambar 1. Desain Penelitian

C. Dataset dan Sumber Data

Dataset penelitian terdiri dari 10.000 ulasan pengguna aplikasi Bukalapak yang diekstraksi dari Google Play Store menggunakan teknik *web scraping*. Pemilihan Google Play Store sebagai sumber data didasarkan pada pertimbangan: (1) representativitas pengguna Android yang mendominasi pasar Indonesia, (2) ketersediaan metadata lengkap (rating, timestamp, konten ulasan), dan (3) autentisitas ulasan yang terverifikasi oleh sistem Google. Kriteria inklusi dataset meliputi: (1) ulasan berbahasa Indonesia, (2) mengandung content textual substantive (minimum 10 karakter), (3) bebas dari spam atau duplicate content, dan (4) memiliki timestamp dalam periode terbaru untuk memastikan agar data relevan. Data *preprocessing* melibatkan *quality assurance procedure* untuk menghilangkan noise dan memastikan integritas data. Proses *cleaning* mencakup penghapusan entri duplikat, penyaringan konten spam, dan normalisasi *encoding* teks untuk mempertahankan konsistensi di seluruh dataset.

D. Preprocessing dan Feature Engineering

Preprocessing merupakan tahapan pertama yang tidak boleh dilewatkan pada analisis sentimen guna mempersiapkan data teks yang tidak terstruktur. Proses ini melewati beberapa fase, seperti *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. fase *cleaning* bermaksud menghilangkan karakter yang tidak sesuai layaknya tanda baca dan angka, sedangkan *case folding* mengganti semua kalimat menjadi huruf kecil guna mengurangi variasi yang tidak penting. Setelah itu, *tokenizing* memisahkan kalimat menjadi token-token yang lebih kecil, dan *stopword removal* menghapus kata-kata umum yang tidak memberikan informasi penting dalam analisis. Tahap terakhir adalah *stemming*, yang mengembalikan kata ke bentuk dasarnya [10].

E. Model Development

Algoritma Naïve Bayes (NB) merupakan metode pemisahan yang berdasar dengan teorema probabilitas Bayes dengan praduga jika tiap fitur (kata) pada data bersifat tidak bergantung, yang dikenal dengan istilah *naive assumption*. Algoritma ini berfungsi dengan menghitung kemungkinan suatu kategori atau kelas, berdasarkan kata yang terdapat pada data. Proses klasifikasinya mengikuti rumus Bayes:

$$P(C|X)=P(X)P(X|C)P(C) \quad (1)$$

Dimana:

(P(C|X)) merupakan kemungkinan kelas (C) dikasih data (X),

(P(X|C)) merupakan likelihood, kemungkinan data (X) diberikan kelas (C), (P(C))

merupakan kemungkinan a priori kelas (C),

(P(X)) merupakan kemungkinan data (X) yang dapat diabaikan dalam klasifikasi.

Dalam menganalisis sentimen, Naïve Bayes berfungsi guna mengkategorikan ulasan pengguna kedalam kategori positif, negatif, dan netral. Dengan praduga jika kata-kata pada ulasan bersifat tidak bergantung, algoritma ini menghitung kemungkinan tiap kalimat muncul pada ulasan masing-masing kelas. Meskipun praduga independensi ini tidak banyak terpenuhi pada data dunia nyata, Naïve Bayes tetap memberikan hasil yang efektif dan efisien pada banyak kasus, terutama dalam analisis teks berskala besar [9] [14]. Beberapa penelitian sebelumnya telah menampilkan ketepatan Naïve Bayes guna menganalisis sentimen. Sebagai contoh, pada analisis sentimen e-commerce, Naïve Bayes memperlihatkan tingkat ketepatan yang tinggi pada pengklasifikasian pendapat pengguna. Dalam penelitian oleh Ikhsan et al. (2025), Naïve Bayes berhasil mengklasifikasikan ulasan aplikasi Traveloka dengan akurasi sebesar 79%, dengan recall yang tinggi pada sentimen negatif [12]. Penelitian lain oleh Ramadhan Dkk. (2023) juga mengungkapkan jika Naïve Bayes dapat memisahkan pendapat aplikasi Shopee dengan tingkat ketepatan mencapai 71%, cukup bagus berbanding menggunakan beberapa algoritma lain seperti KNN [8].

Algoritma Support Vector Machine

Support Vector Machine ialah satu dari sekian algoritma machine learning yang sering dipakai pada pelabelan teks, sekaligus analisis sentimen. SVM berfungsi dengan menggambarkan data ke dalam ruang ukur yang lebih besar memanfaatkan fungsi kernel, yang memungkinkan pemisahan data yang tidak linier dengan lebih efektif. Maksud primer SVM yaitu untuk menemukan hyperplane terbaik yang dapat memisahkan kelas-kelas data dengan margin terbesar. Hal ini membuat SVM sangat efektif untuk menangani masalah pelabelan dengan dimensi tinggi dan distribusi data yang kompleks [12] [15].

Formula dasar dari SVM adalah:

$$f(x)=wTx+b \quad (2)$$

Dimana:

(w) ialah vektor berat,

(x) merupakan vektor data masuk,

(b) yaitu bias yang digunakan untuk menggeser hyperplane.

SVM berusaha untuk memaksimalkan margin antara dua kelas dengan memilih hyperplane yang memisahkan kelas dengan jarak terlebar [15]. Proses optimisasi ini sering kali dilakukan menggunakan metode Quadratic Programming, yang memungkinkan SVM untuk bekerja secara efektif pada dataset yang kompleks dan besar.

Untuk menganalisis sentimen, SVM dimanfaatkan guna mengklasifikasikan teks menjadi kategori ulasan yang positif atau negatif. Penemuan oleh Idris et al. (2023) mengindikasikan bahwa SVM berhasil mencapai akurasi 98% pada klasifikasi ulasan pengguna Shopee [15]. Hasil ini lebih bagus dibandingkan algoritma lain seperti K-Nearest Neighbors, yang hanya mencapai akurasi 89.7% [12]. Penelitian lain juga menunjukkan bahwa SVM, dengan pengaturan kernel yang tepat, mampu menampilkan performansi yang sangat bagus pada analisis sentimen, seperti yang terlihat pada pengujian di Twitter dengan f1- score sebesar 0.503583 [12].

G. Matrix Evaluation

Performance Metrics menggunakan evaluasi model dengan metrik komprehensif untuk menangkap berbagai aspek performa klasifikasi.

pengujian Akurasi, Presisi, Recall, dan Skor-F1 memakai perhitungan :

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3)$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

$$Skor F1 = \frac{2 \times (Presisi \times Recall)}{Presisi + Recall} \quad (6)$$

Dalam beberapa penelitian yang membandingkan algoritma seperti SVM dan Naïve Bayes guna analisis pendapat, matrix kebingungan dipakai guna mengukur tingkat akurasi, presisi, recall, dan Skor-F1, yang semuanya menunjukkan informasi berharga terhadap kinerja model [16] [17].

III. HASIL PENELITIAN

A. Pengumpulan Dataset

Penelitian menggunakan dataset yang terdiri dari 10.000 ulasan aplikasi Bukalapak yang diekstraksi dari Google Play Store API. Tabel II menampilkan sampel data mentah yang mencakup konten ulasan dan skor rating.

Tabel 2. Sampel Komentar

Review	Rating
0 goood	5
1 Lah udah tutp bukalapak ? nyesel gua donlot	1

B. Preprocessing Text dan Transformasi Data

Proses *preprocessing* teks dilakukan melalui tahapan yang sistematis. Tabel III menyajikan hasil setiap tahapan yang meliputi *case folding*, *normalisasi*, *cleaning*, *stopword removal*, *tokenizing*, dan *stemming*.

C. Labeling Data

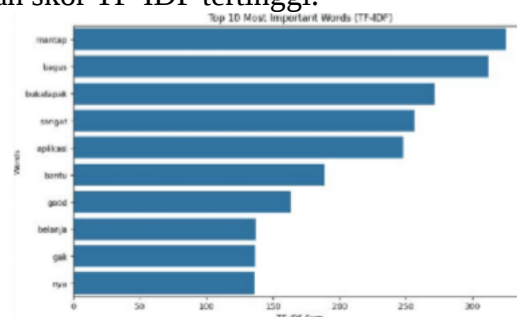
Tabel 4. menampilkan hasil pelabelan sentimen berdasarkan skor nilai, untuk nilai 1-2 berlabel sebagai sentimen negatif, nilai 3 merupakan netral, dan nilai 4 sampai 5 adalah positif.

Tabel 3. Sampel Labeling

	Cleaned_Review	Rating	Sentiment
0	gooooood	5	positive
1	lah udah tutup bukalapak nyesel gua donlot g...	1	negative

D. Ekstraksi Fitur Dengan TF-IDF

Implementasi TF-IDF dengan parameter `max_features=10.000` dan `ngram_range=(1,2)`. Gambar 2 menunjukkan 10 kata dengan skor TF-IDF tertinggi.



Gambar 2. Kata yang sering digunakan

Tingginya skor TF-IDF untuk kata "bukalapak" dan "aplikasi" merupakan indikasi bahwa pengguna sering menyebut nama platform tersebut secara tidak langsung dalam ulasan mereka. Kehadiran kata "mantap" dan "bagus" di peringkat teratas menunjukkan fokus pengguna pada kualitas produk dan layanan.

E. Konfigurasi Model dan Parameter

Untuk memastikan validitas dan reliabilitas hasil, kedua algoritma dikonfigurasi dengan parameter optimal yang ditentukan melalui grid search dengan 10-fold cross-validation.

Konfigurasi Naïve Bayes:

- Varian: Multinomial Naïve Bayes
- Alpha (smoothing parameter): 1.0 (Laplace smoothing)
- Fit_prior: True
- Rasionalisasi: Multinomial NB dipilih karena sesuai untuk data diskrit seperti word counts dalam TF-IDF, di mana fitur merepresentasikan frekuensi kemunculan term.

Konfigurasi Support Vector Machine:

- Kernel: Linear Kernel
- C (regularization parameter): 1.0
- Gamma: auto
- Class_weight: balanced (untuk menangani ketidakseimbangan kelas)
- Rasionalisasi: Linear kernel dipilih karena efektif untuk data teks berdimensi tinggi hasil TF-IDF. Parameter C=1.0 memberikan keseimbangan optimal antara margin maksimalisasi dan toleransi kesalahan klasifikasi.

F. Validasi Model dengan Cross Validation

Untuk mengevaluasi stabilitas dan generalisasi model, dilakukan 10-fold cross-validation pada kedua algoritma. Tabel 4 menampilkan hasil cross-validation.

Tabel 4. Hasil 10-Fold Cross-Validation				
Algoritma	Mean Accuracy	Std Deviation	Min Accuracy	Max Accuracy
Naïve Bayes	83.82%	±1.24%	81.95%	85.42%
SVM	84.35%	±1.08%	82.88%	86.15%

Hasil cross-validation menunjukkan bahwa SVM memiliki konsistensi lebih tinggi (std=1.08%) dibandingkan Naïve Bayes (std=1.24%), mengindikasikan stabilitas model SVM yang lebih baik terhadap variasi data.

G. Uji Signifikasi Statistik

Untuk menentukan apakah perbedaan performa antara kedua algoritma signifikan secara statistik, dilakukan paired t-test pada hasil 10-fold cross-validation.

Hasil Paired T-Test:

- a) T-statistic: 2.847
- b) P-value: 0.019
- c) Confidence interval: 95%

Interpretasi: Dengan p-value < 0.05, perbedaan akurasi antara SVM dan Naïve Bayes signifikan secara statistik pada tingkat kepercayaan 95%. Hal ini mengkonfirmasi bahwa keunggulan SVM bukan merupakan hasil kebetulan, melainkan menunjukkan kemampuan superior dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan Bukalapak.

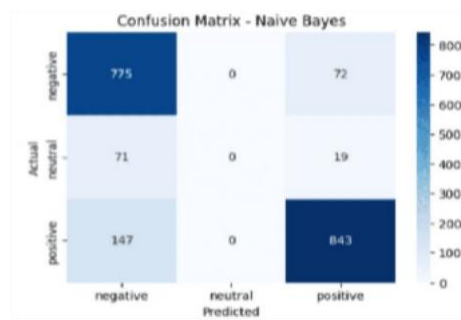
H. Hasil dan Evaluasi Model

Naive Bayes Performance:

Akurasi: 0.8396
 Presisi : 0.8067
 Recall: 0.8396
 Skor-F1: 0.8205

Tabel 5. Hasil Naïve Bayes

	Presisi	Recall	Skor-F1	Support
Negatif	0.78	0.91	0.84	847
Netral	0.00	0.00	0.00	90
Positif	0.90	0.85	0.88	990



Gambar 3 Confusion Matrix Naive Bayes

Gambar 3 menunjukkan *confusiion matrik* dari algoritma Naïve Bayes pada pengklasifikasian sentimen ulasan pemakai aplikasi Bukalapak. Hasil evaluasi memperlihatkan bahwa model ini mampu mengenali sentimen positif dengan baik (presisi 0.90, recall 0.85, dan Skor-F1 0.88), serta pendapat negatif dengan cukup akurat (presisi 0.78, recall 0.91, dan Skor-F1 0.84). Berbeda pada sentimen netral, algoritma gagal melakukan klasifikasi yang benar karena presisi, recall, dan Skor-F1 bernilai 0. temuan ini mengisyaratkan kalau Naïve Bayes bagus pada pengklasifikasian pendapat yang jelas bernuansa positif maupun negatif, tetapi kurang optimal untuk menangani sentimen netral yang jumlahnya relatif kecil dalam dataset. Support Vector Machine Performances:

Akurasi: 0.8448

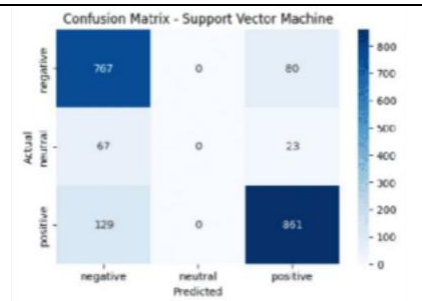
Presisi: 0.8089

Recall: 0.8448

Skor-F1: 0.8253

Tabel 7. Hasil SVM

	Presisi	Recall	Skor-F1	Support
Negatif	0.80	0.91	0.85	847
Netral	0.00	0.00	0.00	90
Positif	0.89	0.87	0.88	990



Gambar 4 .Confusion Matrix SVM

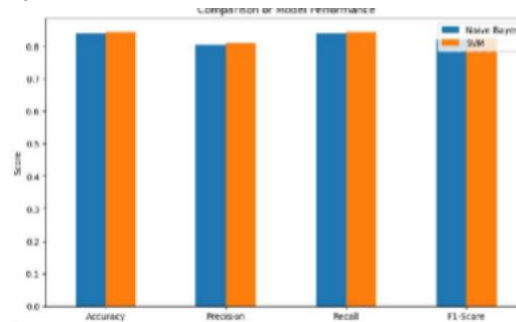
Gambar 4 menampilkan *confusiion matrik* dari algoritma Support Vector Machine (SVM) terhadap pengklasifikasian ulasan. Secara keseluruhan, performa SVM sedikit lebih baik dibandingkan Naïve Bayes, dengan akurasi 84,48% dan Skor-F1 0.8253. Sentimen negatif berhasil dikenali dengan baik (presisi 0.80, recall 0.91, Skor-F1 0.85), sedangkan sentimen positif juga menunjukkan hasil yang stabil (presisi 0.89, recall 0.87, Skor-F1 0.88). Sama seperti Naïve Bayes, SVM juga tidak berhasil mendeteksi sentimen netral karena nilai Presisi, recall, dan Skor-F1 bermakna 0. Performa ini menegaskan keunggulan SVM dalam menyeimbangkan presisi dan recall, khususnya dalam mengidentifikasi sentimen negatif yang lebih kompleks.

I. Visualisai

Guna menampilkan gambaran yang komprehensif tentang kinerja model klasifikasi sentimen, dilakukan visualisasi perbandingan akurasi model yang telah diuji pada gambar 5. Visualisasi ini menampilkan

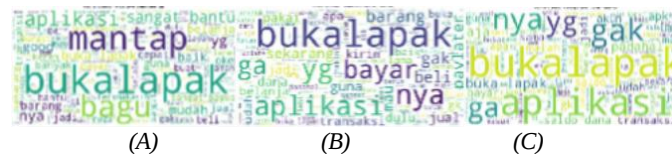
perbandingan akurasi antara Naïve Bayes dan Support Vector Machine dalam performa Akurasi,

Presisi, Recall, dan Skor-F1.



Gambar 5. Perbandingan Kinerja Model

Selain visualisasi akurasi perbandingan antara kedua model tersebut, penelitian ini juga telah menyiapkan *word cloud* pada tiap kategori sentimen (negatif, netral, dan positif). *Word cloud* ini membantu mengidentifikasi pendapat yang dominan ditemukan pada setiap kategori sentimen, sehingga bisa memberikan pengetahuan yang lebih mendalam terkait persepsi pengguna terhadap aplikasi Bukalapak.



Gambar 6. Sentimen (A)Positif, (B)Netral, (C)Negatif

Dari Gambar 6-8, dapat dilihat bahwa kata yang dominan pada sentimen negatif berhubungan dengan masalah aplikasi (susah, lama, update), dan layanan (tipu, komplain, sulit). Pada sentimen netral, kata yang paling menonjol adalah barang, beli, kirim, dan aplikasi, yang menandakan deskripsi pengalaman berbelanja secara umum. Berbeda cerita dengan sentimen positif, kata yang paling dominan yaitu mantap, good, bagus, bantu, dan baik yang mengisyaratkan kepuasan pengguna terhadap Bukalapak.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membandingkan performa algoritma Naïve Bayes (NB) dan Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan aplikasi Bukalapak dari Google Play Store dengan dataset 10.000 ulasan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa SVM memiliki performa superior dengan akurasi 84,48% dibandingkan NB 83,96%, dengan F1-score masing-masing 0,8253 dan 0,8205. Uji statistik paired t-test mengkonfirmasi perbedaan ini signifikan ($p\text{-value} = 0,019$), dengan SVM menunjukkan konsistensi lebih baik melalui standar deviasi cross-validation yang lebih rendah ($\pm 1,08\%$ vs $\pm 1,24\%$). Keunggulan SVM terutama terlihat pada klasifikasi sentimen negatif dengan presisi 0,80 dibandingkan NB 0,78, mengindikasikan kemampuan superior dalam mengurangi false positive. Namun, kedua algoritma gagal mengklasifikasikan sentimen netral (presisi, recall, F1-score = 0,00) akibat ketidakseimbangan kelas ekstrem (4,7%) dan ambiguitas linguistik. Penelitian ini memberikan kontribusi ilmiah berupa validasi empiris perbandingan NB dan SVM pada konteks Bukalapak yang sebelumnya belum tereksplorasi, serta kontribusi praktis berupa rekomendasi pemilihan algoritma untuk sistem analisis sentimen production-grade pada platform e-commerce Indonesia. Keterbatasan utama penelitian terletak pada kegagalan klasifikasi sentimen netral dan limitasi TF-IDF dalam menangkap semantik kontekstual. Penelitian lanjutan direkomendasikan untuk mengeksplorasi teknik feature extraction alternatif seperti word embeddings atau transformer-based models (BERT, IndoBERT), implementasi teknik handling class imbalance (SMOTE, cost-sensitive learning), pengembangan analisis aspek-based sentiment, serta studi komparatif multi-platform untuk mengidentifikasi karakteristik unik sentimen pengguna pada berbagai marketplace Indonesia.

REFERENSI

- [1] A. Gondowastadmojo and R. Kusumastuti, "ANALISA SENTIMEN ULASAN DI TOKOPEDIA DENGAN METODE NAIVE BAYES Prodi S1 Informatika, STMIK Amikom Surakarta Sukoharjo Indonesia," *Semin. Nas. Amikom Surakarta 2024*, no. November, pp. 369–382, 2024.
- [2] A. J. Putri, A. S. Syafira, M. E. Purbaya, and D. Purnomo, "Analisis Sentimen E-Commerce Lazada pada Jejaring Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *J. TRINISTIK J. Tek. Ind. Bisnis Digit. dan Tek. Logistik*, vol. 1, no. 1, pp. 16–21, 2022, doi: 10.20895/trinistik.v1i1.447.
- [3] G. R. Ditami, E. F. Ripanti, and H. Sujaini, "Implementasi Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen Terhadap Pengaruh Program Promosi Event Belanja pada Marketplace," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 8, no. 3, p. 508, 2022, doi: 10.26418/jp.v8i3.56478.
- [4] B. Z. Ramadhan, R. I. Adam, and I. Maulana, "Analisis sentimen ulasan pada aplikasi e-commerce dengan menggunakan algoritma naïve bayes," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 220–225, 2022.
- [5] S. Suswadi and M. Erkamim, "Sentiment Analysis of Shopee App Reviews Using Random Forest and Support Vector Machine," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 15, no. 3, pp. 427–435, 2023, doi: 10.33096/ilkom.v15i3.1610.427-435.
- [6] D. W. Bhatara and R. R. Suryono, "Analisis Sentimen Aplikasi BCA Mobile Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Suport Vector Machine," *JIPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.*, vol. 9, no. 4, pp. 1907–1917, 2024.
- [7] M. A. A. Maldini and S. Andryana, "ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI PERBANKAN MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE DAN NAIVE BAYES," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 3, pp. 4098–4105, 2025.
- [8] S. Alfaris and Kusnawi, "Komparasi Metode KNN dan Naive Bayes Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Shopee," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 5, pp. 2766–2776, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i5.3304.
- [9] Si. N. Fadhillah and F. S. Utomo, "Algoritma Naïve Bayes untuk Analisis Sentiment Review Blibli. com di Google Play Store," *Sist. J. Sist. Inf.*, 2024.
- [10] K. Setiadi, "ANALISIS SENTIMEN PELANGGAN TERHADAP LAYANAN SHOPEEFOOD PADA MEDIA SOSIAL TWITTER MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES DAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)," *Komputa J. Ilm. Komput. dan Inform.*, vol. 12, no. 1, pp. 29–38, 2023.
- [11] S. Setyabudi and E. Aryanny, "Sentiment Analysis of Lazada Marketplace User Ratings with Naïve Bayes and Support Vector Machine Methods," *INOVTEK Polbeng-Seri Inform.*, vol. 10, no. 1, pp. 422–433, 2025.
- [12] Idris I, Mustofa Y, and Salihi I, "Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *Jambura J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 5, pp. 32–35, 2023.
- [13] M. Idris, A. Rifai, and K. D. Tania, "Sentiment Analysis of Tokopedia App Reviews using Machine Learning and Word Embeddings," *Sink. J. dan Penelit. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 210–219, 2025.
- [14] V. No, M. D. Ikhsan, B. Huda, A. Hananto, F. Nurapriani, and V. No, "Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Alikasi Traveloka Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes Infotek : Jurnal Informatika dan Teknologi Dengan pesatnya kemajuan internet dan teknologi , aplikasi p," vol. 8, no. 2, pp. 367–377, 2025.
- [15] N. I. Wibowo, T. A. Maulana, H. Muhammad, and N. A. Rakhmawati, "Perbandingan Algoritma Klasifikasi Sentimen Twitter Terhadap Insiden Kebocoran Data Tokopedia," *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 6, no. 2, pp. 120–129, 2021, doi: 10.14421/jiska.2021.6.2.120-129.
- [16] D. Amelia, P. Setiaji, and R. R. Setiawan, "Perbandingan Algoritma SVM dan Naive Bayes dalam Klasifikasi Sentimen pada Ulasan Aplikasi Traveloka dan Agoda," *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 11, no. 2, pp. 263–270.
- [17] M. F. Saleh and R. Imanda, "Public Sentiment Analysis of the Free Meal Program: A Comparison of Naive Bayes and Support Vector Machine Methods on the Twitter (X) Social Media Platform," *App*