

Perbandingan Naïve Bayes dan Support Vector Machine pada Klasifikasi Sentimen Tokopedia Di Playstore

Igo Fiqi Nurwahid^{*1}, Untung Subagyo²

¹ Program Studi Informatika, STMIK EL Rahma Yogyakarta

² Program Studi Sistem Informasi, STMIK EL Rahma Yogyakarta

e-mail: ¹igoteja76@gmail.com, ²untungsubagyo@stmikelrahma.ac.id

^{*}Correspondence author

ABSTRAK

Tokopedia merupakan salah satu platform e-commerce terbesar di Indonesia dengan jumlah ulasan yang terus bertambah di Google Play Store, sehingga analisis sentimen secara manual menjadi tidak efektif. Penelitian ini bertujuan membandingkan performa algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dalam klasifikasi sentimen ulasan aplikasi Tokopedia. Data diperoleh melalui scraping menggunakan library google-play-scraper, dilabeli otomatis berdasarkan rating pengguna 1–2 = negatif, 4–5 = positif, kemudian melalui preprocessing case folding, cleaning, tokenization, stopword removal, dan stemming menggunakan Sastrawi diperoleh 1.212 data ulasan 609 negatif, 603 positif. Fitur teks diekstraksi dengan TF-IDF, dan model dievaluasi menggunakan 5-Fold Cross Validation. Pada kondisi parameter default, Naïve Bayes memperoleh accuracy 75,99% dan SVM 74,83%. Setelah dilakukan hyperparameter tuning menggunakan GridSearchCV, performa kedua model meningkat: Naïve Bayes menjadi accuracy 76,65% precision 85,09%, recall 64,34%, F1-score 73,28% dan SVM menjadi accuracy 77,81% precision 80,81%, recall 72,64%, F1-score 76,51%, sehingga setelah tuning SVM justru sedikit unggul dibandingkan Naïve Bayes pada seluruh metrik. Hasil ini menunjukkan bahwa pemilihan hyperparameter berpengaruh terhadap perbandingan performa kedua algoritma dan tidak boleh diabaikan dalam studi perbandingan model.

Kata kunci: Sentiment Analysis, Naïve Bayes, Support Vector Machine, TF-IDF, Hyperparameter Tuning

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi, khususnya pada perangkat mobile, telah mendorong meningkatnya penggunaan aplikasi e-commerce di Indonesia. Tokopedia merupakan salah satu platform e-commerce yang banyak digunakan masyarakat untuk melakukan transaksi secara online karena menawarkan kemudahan, kecepatan, dan efisiensi dalam proses jual beli [1]. Tingginya jumlah pengguna aplikasi Tokopedia menyebabkan semakin banyak ulasan yang diberikan pengguna melalui Google Play Store. Ulasan pengguna merupakan salah satu bentuk electronic word of mouth (eWOM) yang dapat memengaruhi keputusan calon pengguna lain dalam menggunakan suatu aplikasi [2]. Selain itu, ulasan pengguna juga dapat dimanfaatkan oleh pengembang aplikasi sebagai bahan evaluasi untuk meningkatkan kualitas layanan. Namun, jumlah ulasan yang sangat banyak menyebabkan proses analisis secara manual menjadi tidak efektif dan memerlukan waktu yang lama [3].

Analisis sentimen merupakan teknik dalam *text mining* yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini pengguna ke dalam kategori positif dan negatif [4]. Dengan pendekatan ini, data ulasan yang tidak terstruktur dapat diolah menjadi informasi yang lebih mudah dianalisis untuk mengetahui kecenderungan opini pengguna terhadap suatu aplikasi. Berbagai algoritma *machine learning* telah digunakan dalam penelitian analisis sentimen, di antaranya Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Algoritma Naïve Bayes memiliki keunggulan dalam hal kesederhanaan, efisiensi komputasi, serta kemampuan klasifikasi pada data teks [5]. Metode ini cocok digunakan pada dataset teks pendek seperti ulasan aplikasi karena mampu menangani data dalam jumlah besar dengan proses yang relatif cepat. Sementara itu, *Support Vector Machine* (SVM) dikenal memiliki performa yang baik dalam klasifikasi teks karena mampu memisahkan data antar-kelas secara optimal [6]. Beberapa penelitian terdahulu umumnya masih menggunakan dataset dalam jumlah terbatas serta belum membandingkan

performa Naïve Bayes dengan algoritma lain pada data ulasan aplikasi [7]. Selain itu, sebagian besar studi terdahulu hanya menguji satu metode klasifikasi tanpa menerapkan optimasi *hyperparameter* maupun uji signifikansi statistik [8], [9], sehingga hasil evaluasi model belum dapat dibandingkan secara menyeluruh. Pemetaan perbandingan literatur terdahulu beserta posisi kebaruan (*novelty*) penelitian ini secara ringkas disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan Penelitian Terdahulu

No	Penulis & Tahun	Dataset & Domain	Metode	Hasil Utama	Celah Penelitian (<i>Research Gap</i>)
1	Ramadhan et al. (2022) [7]	500 ulasan/aplikasi Play Store	Naïve Bayes	Akurasi 75%83,5%	Model tunggal, tanpa komparasi, tanpa <i>tuning</i> & uji statistik
	Adrian et al. (2021) [13]	466 <i>tweet</i> PSBB Twitter	RF vs SVM	RF: 57,8% SVM: ~58%	media sosial umum (3 kelas), tanpa <i>tuning</i> & uji statistik.
	Muzaki et al. (2024) [5]	88 ulasan Tokopedia Kaggle	Naïve Bayes	Akurasi 90,91%	Fokus sistem <i>web</i> interaktif, model tunggal, tanpa validasi silang.
	Penelitian ini	1.212 ulasan Tokopedia Play Store	NB vs SVM + GridSearch CV + 5-Fold	Default: NB 75,99%, SVM 74,83%	Membandingkan NB & SVM ulasan Play Store, optimasi <i>GridSearchCV</i> , & uji <i>Paired T-Test</i> .

Berdasarkan celah penelitian (*research gap*) tersebut, penelitian ini memberikan kontribusi utama melalui klasifikasi sentimen pada ulasan aplikasi Tokopedia di Google Play Store sebanyak 1.212 data menggunakan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Kontribusi penelitian ini diwujudkan melalui evaluasi komparatif performa kedua algoritma berdasarkan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. Selanjutnya, penelitian ini menerapkan teknik *GridSearchCV* yang dikombinasikan dengan *5-Fold Cross Validation* untuk mengoptimalkan *hyperparameter* dan menguji stabilitas model. Untuk membuktikan keunggulan model dilakukan uji beda statistik (*Paired T-Test*) guna mengukur signifikansi perbedaan performa antar-algoritma. guna memberikan rekomendasi praktis bagi pengembang aplikasi Tokopedia dalam meningkatkan kualitas layanannya.

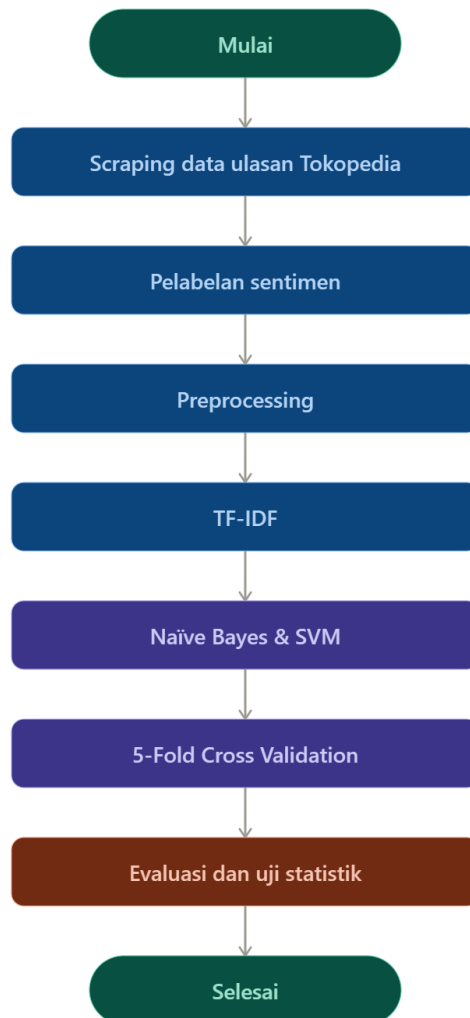
2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan melalui tahapan yang terstruktur untuk mengklasifikasikan opini pengguna aplikasi Tokopedia pada Google Play Store ke dalam kategori sentimen positif dan negatif. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Tahapan penelitian dilakukan secara sistematis mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi model. dapat dilihat pada Gambar 1.

Pengumpulan Data

Data penelitian diperoleh melalui proses scraping ulasan aplikasi Tokopedia pada Google Play Store menggunakan library *google-play-scraper* dengan bahasa pemrograman Python pada platform Google Colab. Proses scraping dilakukan untuk memperoleh ulasan pengguna terbaru yang memuat informasi berupa teks ulasan, rating, dan tanggal ulasan. Pengambilan data difokuskan pada ulasan dengan rating 1–2 untuk sentimen negatif dan rating 4–5 untuk sentimen positif. Pada tahap awal diperoleh 680 ulasan negatif dan 800 ulasan positif. Setelah dilakukan penghapusan data duplikat, tersedia 678 ulasan negatif dan 674 ulasan positif. Untuk menjaga keseimbangan distribusi kelas, masing-masing kelas dipilih sebanyak 610 data sehingga diperoleh total 1220 data ulasan. Jumlah data tersebut dipilih karena memenuhi kebutuhan penelitian untuk menghasilkan model klasifikasi yang lebih representatif dibandingkan penelitian terdahulu yang

umumnya menggunakan dataset dalam jumlah yang lebih terbatas. Selain itu, jumlah data yang relatif besar diharapkan mampu meningkatkan kualitas proses pelatihan dan evaluasi model klasifikasi sentimen. Setelah proses preprocessing dan penghapusan data kosong, diperoleh dataset akhir sebanyak 1212 ulasan yang terdiri dari 609 sentimen negatif dan 603 sentimen positif.



Gambar 1. Flowchart Alur Penelitian

Pelabelan Data

Pelabelan data dilakukan secara otomatis berdasarkan rating yang diberikan pengguna pada Google Play Store. Rating 1 dan 2 dikategorikan sebagai sentimen negatif, sedangkan rating 4 dan 5 dikategorikan sebagai sentimen positif. Rating 3 tidak digunakan karena dianggap sentimen netral dan penelitian ini berfokus pada klasifikasi sentimen positif dan negatif. Penggunaan rating sebagai proxy sentimen didasarkan pada asumsi bahwa rating mencerminkan tingkat kepuasan pengguna terhadap aplikasi. Pengguna yang memberikan rating rendah cenderung menyampaikan ketidakpuasan terhadap layanan atau fitur aplikasi, sedangkan pengguna yang memberikan rating tinggi umumnya menunjukkan kepuasan terhadap pengalaman penggunaan aplikasi. Pendekatan digunakan karena memungkinkan proses pelabelan data dilakukan secara konsisten dan efisien pada dataset berukuran besar. Meskipun demikian, penelitian ini menyadari bahwa isi ulasan tidak selalu sepenuhnya sejalan dengan rating yang

diberikan pengguna. Oleh karena itu, penggunaan rating sebagai representasi sentimen menjadi salah satu keterbatasan penelitian yang perlu diperhatikan dalam interpretasi hasil.

Preprocessing Data

Tahap preprocessing dilakukan untuk membersihkan dan menyiapkan data teks sebelum proses klasifikasi. Proses ini bertujuan untuk mengurangi noise pada data serta meningkatkan kualitas representasi teks yang akan digunakan pada tahap klasifikasi. Preprocessing dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan bantuan library *Pandas*, *NLTK*, *Regex (re)*. Tahapan *preprocessing* yang dilakukan meliputi case folding, yaitu mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil; cleaning untuk menghapus karakter yang tidak diperlukan seperti tanda baca, angka, URL, dan simbol; tokenization untuk memisahkan kalimat menjadi kumpulan kata; stopword removal untuk menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki makna penting dalam proses klasifikasi; serta stemming menggunakan library Sastrawi untuk mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar. Contoh hasil transformasi teks ulasan pada setiap tahapan pra-pemrosesan dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Contoh Tahapan Praprocessing

Tahapan Praprocessing	Text Ulasan
Data Mentah	"Aplikasi Tokopedia sangat Bagus!! Pengiriman cepat & aman bgt, tp fiturnya lelet."
Case Folding	"aplikasi tokopedia sangat bagus pengiriman cepat aman bgt tp fiturnya lelet"
Filtering/Cleansing	"aplikasi tokopedia bagus pengiriman cepat aman bgt tp fiturnya lelet"
Tokenizing	['aplikasi', 'tokopedia', 'bagus', 'pengiriman', 'cepat', 'aman', 'bgt', 'tp', 'fiturnya', 'lelet']
Stopword Removal	['aplikasi', 'tokopedia', 'bagus', 'pengiriman', 'cepat', 'aman', 'bgt', 'tp', 'fiturnya', 'lelet']
Stemming	['aplikasi', 'tokopedia', 'bagus', ' kirim', 'cepat', 'aman', 'bgt', 'tp', 'fitur', 'lelet']

Feature Extraction (TF-IDF)

Representasi numerik data teks diperoleh menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) melalui *TfidfVectorizer* dari pustaka *Scikit-learn*. Metode ini memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam suatu ulasan relatif terhadap seluruh korpus dokumen [9], [15]. Nilai *Term Frequency* (TF) dihitung berdasarkan frekuensi kata t dalam dokumen d yang ditunjukkan pada persamaan (1).

$$TF(t, d) = \frac{f_{t,d}}{\sum_{t' \in d} f_{t',d}} \quad (1)$$

Nilai *Inverse Document Frequency* (IDF) dihitung untuk mengukur tingkat kelangkaan kata t di seluruh korpus dokumen yang ditunjukkan pada persamaan .

$$IDF(t) = \log \left(\frac{N}{df(t)} \right) \quad (2)$$

Keterangan: N merupakan total seluruh ulasan dalam dataset, dan (t) merupakan jumlah ulasan yang memuat kata t . Bobot akhir TF-IDF diperoleh dari perkalian antara nilai TF dan IDF yang ditunjukkan pada persamaan

Hyperparameter (GridSearchCV)

Guna memperoleh performa model klasifikasi yang optimal dan menghindari *data leakage* (kebocoran data) selama proses validasi silang, penelitian ini mengintegrasikan ekstraksi fitur TF-IDF dan algoritma klasifikasi ke dalam satu kesatuan alur kerja (*pipeline* pemodelan).

Pipeline ini kemudian dikombinasikan dengan metode *GridSearchCV* (*Grid Search Cross-Validation*) berbasis *Stratified 5-Fold Cross Validation*. *GridSearchCV* bekerja secara sistematis dengan melakukan pencarian menyeluruh (*exhaustive search*) terhadap kombinasi *hyperparameter* yang didefinisikan dalam ruang pencarian (*grid search space*). Untuk setiap kombinasi parameter, *GridSearchCV* mengevaluasi kinerjanya menggunakan nilai rata-rata akurasi dari 5 *fold* validasi silang. Kombinasi parameter yang menghasilkan akurasi *validation* tertinggi kemudian dipilih sebagai konfigurasi model terbaik.

Multinomial Naïve Bayes

Multinomial Naïve Bayes merupakan algoritma klasifikasi probabilistik yang bekerja berdasarkan Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur.. sederhana, cepat, dan efisien dalam menangani data berukuran besar [5][11].

$$P(C|X) = \frac{P(X|C) \times P(C)}{P(X)} \quad (3)$$

Keterangan:

$P(C|X)$ adalah probabilitas ulasan masuk ke kelas C ; $P(X|C)$ adalah probabilitas kemunculan fitur X pada kelas C ; $P(C)$ adalah probabilitas awal (*prior*) kelas C ; dan $P(X)$ adalah faktor normalisasi. Optimasi *hyperparameter* dilakukan pada ruang pencarian: $\text{min_df} \in [1,2]$, $\text{ngram_range} \in [(1,1), (1,2)]$, dan $\text{alpha} \in [0.1, 0.5, 1.0]$.

Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) bekerja dengan mencari hyperplane optimal yang memisahkan kelas positif dan negatif dengan margin terbesar [8], [13]. Fungsi keputusan SVM dengan kernel linear ditunjukkan pada persamaan

$$f(x) = \text{sign}(w^T x + b) \quad (4)$$

Keterangan: w adalah vektor bobot (*weight*), x adalah vektor fitur input hasil TF-IDF, dan b adalah nilai bias. Optimasi margin dilakukan dengan meminimalkan fungsi tujuan yang ditunjukkan pada persamaan

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (5)$$

Implementasi menggunakan LinearSVC. Optimasi *hyperparameter* dilakukan pada ruang pencarian: $\text{min_df} \in [1,2]$, $\text{ngram_range} \in [(1,1), (1,2)]$, dan parameter penalti margin $C \in [0.1, 1.0, 5.0]$.

Metrik Evaluasi Kinerja dan Uji Beda Statistik

Evaluasi performa model diukur menggunakan matriks konfusi (Confusion Matrix) melalui fungsi `cross_val_predict` yang menghasilkan nilai True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). Persentase prediksi benar secara keseluruhan dihitung menggunakan metrik Accuracy yang ditunjukkan pada persamaan (6).

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (6)$$

Tingkat ketepatan antara data yang diprediksi positif dengan data bernilai positif aktual diukur menggunakan metrik *Precision* yang ditunjukkan pada persamaan (7).

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (7)$$

Proporsi data positif aktual yang berhasil diprediksi secara benar diukur menggunakan metrik *Recall* yang ditunjukkan pada persamaan (8).

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (8)$$

Keseimbangan antara nilai *Precision* dan *Recall* diukur menggunakan metrik *F1-Score* sebagaimana ditunjukkan pada persamaan (9).

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (9)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini dilakukan klasifikasi sentimen terhadap review aplikasi Tokopedia di Google Play Store menggunakan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Dataset diperoleh melalui proses scraping ulasan terbaru pada Google Play Store, kemudian dilakukan penghapusan data duplikat dan penyeimbangan jumlah kelas. Setelah proses preprocessing dan penghapusan data kosong, diperoleh dataset akhir sebanyak 1212 data ulasan yang terdiri dari 609 data sentimen negatif dan 603 data sentimen positif. Selanjutnya, data teks diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode TF-IDF sebelum dilakukan proses klasifikasi.

Hasil Optimasi Hyperparameter (GridSearchCV)

Proses optimasi hyperparameter menggunakan GridSearchCV berbasis Stratified 5-Fold Cross Validation menghasilkan kombinasi parameter terbaik untuk masing-masing model dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Parameter Optimal Model Klasifikasi Hasil *Hyperparameter Tuning*

Model Klasifikasi	Parameter Terbaik Hasil Tuning
Multinomial Naïve Bayes	min df: 1, ngram_range: (1, 1), alpha: 0.5
Support Vector Machine (LinearSVC)	min df: 1, ngram_range: (1, 1), C: 0.1

Hasil optimasi menunjukkan bahwa penggunaan fitur Unigram (ngram_range=(1,1)) tanpa membatasi frekuensi minimum kata (min_df=1) dengan parameter smoothing alpha=0.5 pada Naïve Bayes dan regularisasi C=0.1 pada LinearSVC menghasilkan konfigurasi terbaik.

Hasil Stratified 5-Fold Cross Validation

Stabilitas dan konsistensi kinerja model hasil tuning dievaluasi pada setiap fold pengujian. Hasil akurasi per-fold disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Akurasi Stratified 5-Fold Cross Validation (Tuned)

Fold Pengujian	Akurasi Naïve Bayes (Tuned)	Akurasi SVM (Tuned)
Fold 1	0,7737	0,7942
Fold 2	0,7490	0,7613
Fold 3	0,7727	0,7975
Fold 4	0,7479	0,7479
Fold 5	0,7893	0,7893
Mean Accuracy	0,7665 (76,65%)	0,7781 (77,81%)
Standar Deviasi	0,0159	0,0198

Berdasarkan Tabel 4, algoritma Support Vector Machine (SVM) hasil tuning memperoleh rata-rata akurasi sebesar 77,81% (0,7781) dengan standar deviasi 0,0198. Sementara itu, Naïve Bayes memperoleh rata-rata akurasi sebesar 76,65% (0,7665) dengan standar deviasi 0,0159. Nilai standar deviasi yang kecil pada kedua algoritma menunjukkan kestabilan kinerja model pada berbagai variasi data latih-uji.

Hasil Evaluasi Model Keseluruhan

Evaluasi kinerja komprehensif diperoleh dari akumulasi prediksi cross validation (cross_val_predict) menggunakan metrik Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score. Hasil lengkap disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Evaluasi Performa Model (Tuned)

Model Klasifikasi	Accuracy	Precision	Recall
Multinomial Naïve Bayes	76,65%	85,09%	64,34%
Support Vector Machine (SVM)	77,81%	80,81%	72,64%

Berdasarkan Tabel 5, Naïve Bayes unggul pada metrik *Precision* (85,09%). Presisi yang tinggi menandakan bahwa ketika Naïve Bayes memprediksi suatu ulasan bernilai positif, tingkat kebenarannya sangat tinggi. Namun, nilai *Recall* Naïve Bayes relatif rendah (64,34%), yang berarti model ini gagal mengidentifikasi sebagian ulasan positif aktual. Di sisi lain, SVM menunjukkan keseimbangan performa yang jauh lebih baik antara *Precision* (80,81%) dan *Recall* (72,64%), sehingga menghasilkan Akurasi (77,81%) dan F1-Score (76,51%) yang lebih tinggi dibandingkan Naïve Bayes (F1-Score 73,28%).

Confusion Matrix

Rincian prediksi benar dan salah dari masing-masing algoritma digambarkan melalui matriks konfusi pada Tabel 6 dan Tabel 7. Berdasarkan Tabel 6 dan 7, Naïve Bayes berhasil mengklasifikasikan 541 ulasan negatif dan 388 ulasan positif secara tepat. Namun, terdapat 215 *False Negative* (ulasan positif diprediksi negatif). Sebaliknya, SVM menghasilkan *False Negative* yang lebih sedikit yaitu 165 data, sehingga mampu menjaring lebih banyak ulasan positif aktual (438 data TP) dan menghasilkan nilai *Recall* yang lebih unggul.

Tabel 6. Confusion Matrix Naïve Bayes (Tuned)

Label Aktual / Prediksi	Prediksi Negatif	Prediksi Positif
Aktual Negatif	541 (TN)	68 (FP)
Aktual Positif	215 (FN)	388 (TP)

Tabel 7. Confusion Matrix Support Vector Machine (Tuned)

Label Aktual / Prediksi	Prediksi Negatif	Prediksi Positif
Aktual Negatif	505 (TN)	104 (FP)
Aktual Positif	165 (FN)	438 (TP)

Hasil Uji Statistik (Paired T-Test)

Untuk membuktikan apakah perbedaan akurasi antara Naïve Bayes dan SVM signifikan secara ilmiah, dilakukan uji Paired T-Test terhadap nilai akurasi kelima fold. Hasil pengujian disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Uji Paired T-Test

Parameter Uji	Nilai
T-Statistic	-2,2545
P-Value	0,0872

Berdasarkan Tabel 8, diperoleh nilai $p\text{-value} = 0,0872$. Karena $p\text{-value} \geq 0,05$, maka dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat perbedaan performa yang signifikan secara statistik antara Multinomial Naïve Bayes dan SVM pada tingkat signifikansi 5%. Selisih akurasi sebesar 1,16% berada dalam rentang toleransi variansi acak pembagian data.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian klasifikasi sentimen ulasan aplikasi Tokopedia pada Google Play Store menggunakan algoritma Multinomial Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) berbasis *Hyperparameter Tuning* (GridSearchCV) dan *Stratified 5-Fold Cross Validation*, diperoleh konfigurasi parameter terbaik untuk Naïve Bayes pada pemulusan Laplace $\alpha = 0.5$ dengan akurasi *cross-validation* sebesar 76,65%, presisi 85,09%, *recall* 64,34%, dan *F1-score* 73,28%, sedangkan konfigurasi terbaik untuk SVM diperoleh pada parameter regularisasi $C = 0.1$ yang menghasilkan akurasi lebih tinggi yaitu 77,81%, presisi 80,81%, *recall* 72,64%, dan *F1-score* 76,51%. Meskipun SVM terbukti menghasilkan kinerja yang lebih unggul dan seimbang dalam mendeteksi ulasan positif maupun negatif berkat kemampuannya menangani fitur teks berdimensi tinggi, hasil uji *Paired T-Test* menunjukkan nilai $p = 0,0872$ ($p \geq 0,05$) yang menyimpulkan bahwa tidak terdapat perbedaan performa yang signifikan secara statistik antara kedua algoritma pada tingkat kepercayaan 95%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Z. Ramadhan, I. Riza, and I. Maulana, "Analisis Sentimen Ulasan pada Aplikasi E-Commerce dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 6, no. 2, pp. 220–225, 2022, doi: 10.30871/jaic.v6i2.4725.
- [2] M. Yunus, M. Husni, and M. M. Mufadhdhal, "Klasifikasi Sentimen terhadap BPJS pada Media Sosial Twitter Menggunakan Naïve Bayes," *SMATIKA Jurnal*, vol. 11, no. 2, pp. 81–91, 2021, doi: 10.32664/smatika.v11i02.577.
- [3] A. Agustian, T. Tukino, and F. Nurapriani, "Penerapan Analisis Sentimen dan Naïve Bayes terhadap Opini Penggunaan Kendaraan Listrik di Twitter," *Jurnal TIKA*, vol. 7, no. 3, pp. 243–249, 2022.
- [4] S. D. Prasetyo, S. S. Hilabi, and F. Nurapriani, "Analisis Sentimen Relokasi Ibukota Nusantara Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan KNN," *Jurnal KomtekInfo*, vol. 10, no. 1, pp. 1–7, 2023, doi: 10.35134/komtekinfo.v10i1.330.
- [5] A. Muzaki, V. Febriana, and W. N. Cholifah, "Analisis Sentimen pada Ulasan Produk di E-Commerce dengan Metode Naïve Bayes," *Jurnal Riset dan Aplikasi Mahasiswa Informatika (JRAMI)*, vol. 5, no. 4, pp. 758–761, 2024, doi: 10.30998/jrami.v5i4.9647.
- [6] G. Darmawan, S. Alam, and M. I. Sulisty, "Analisis Sentimen Berdasarkan Ulasan Pengguna Aplikasi MyPertamina pada Google Playstore Menggunakan Metode Naïve Bayes," *STORAGE: Jurnal Ilmiah Teknik dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 3, pp. 100–108, 2023, DOI: <https://doi.org/10.55123/storage.v2i3.2333>
- [7] R. L. Atimi and E. E. Pratama, "Implementasi Model Klasifikasi Sentimen pada Review Produk Lazada Indonesia," *Jurnal Sains dan Informatika*, vol. 8, no. 1, pp. 88–96, 2022, doi: 10.34128/jsi.v8i1.419.
- [8] K. A. Rokhman, Berlilana, and P. Arsi, "Perbandingan Metode Support Vector Machine dan Decision Tree untuk Analisis Sentimen Review Komentar pada Aplikasi Transportasi Online," *JOISM*, vol. 2, no. 2, 2021, doi: 10.24076/joism.2021v3i1.341.

- [9] I G. S. D. Putra and I N. T. A. Putra, "Implementasi Metode Naïve Bayes pada Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Mobile Kita Bisa," *JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan)*, vol. 13, no. 2, 2025, doi: <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i2.6423>
- [10] A. Halim Hasugian, M. Fakhriya, and D. Zukhoiriyah, "Analisis Sentimen Pada Review Pengguna E-Commerce Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer TGD*, vol. 6, no. 1, pp. 98–107, 2023. doi: <https://doi.org/10.53513/jsk.v6i1.7400>
- [11] A. N. Puspitasari, Y. Findawati, and Y. Rahmawati, "Analisis Sentimen Tweet Pengguna E-Commerce dengan Metode Klasifikasi Naïve Bayes," *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 9, no. 3, pp. 1123–1132, 2024, doi: <https://doi.org/10.29100/jupi.v9i3.4939>
- [12] Hajaroh, T. Suprati, dan R. Narasati, "Implementasi Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Ulasan Produk Makanan dan Minuman di Tokopedia," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 1, pp. 111–118, 2024. Doi: <https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8237>
- [13] M. R. Adrian, M. P. Putra, M. H. Rafialdy, dan N. A. Rakhmawati, "Perbandingan Metode Klasifikasi Random Forest dan SVM Pada Analisis Sentimen PSBB," *Jurnal Informatika UPGRIS*, vol. 7, no. 1, pp. 36–40, 2021. doi: <https://doi.org/10.26877/jiu.v7i1.7099>
- [14] I. S. K. Idris, Y. A. Mustofa, dan I. A. Salihi, "Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 5, no. 1, pp. 32–35, Jan. 2023. doi <https://doi.org/10.37905/jjee.v5i1.16830>
- [15] M. Y. R. Gaja, I. Maulana, and O. Komarudin, "Analisis Sentimen Opini Pengguna Aplikasi Vidio pada Ulasan Playstore Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 4, pp. 2767–2774, 2023, doi : <https://doi.org/10.36040/jati.v7i4.7197>