

Komparasi *Sentiment Analysis* Pada Review Aplikasi Tokopedia Dan Shopee Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes* Dan *Support Vector Machine* Dengan Metode *Tf-Idf*

1st Fikry Maulana Malik
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

fikrymaulanamalik@student.telkomu
niversity.ac.id

2nd Kris Sujatmoko
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

krissujatmoko@telkomuniversity.ac.
id

3rd Sofia Naning Hertiana
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

sofiananing@telkomuniversity.ac.id

Abstrak - Tokopedia dan Shopee merupakan *e-commerce* yang telah mendominasi pasar di Indonesia dalam beberapa tahun terakhir dengan menjadi pemuncak peringkat *e-commerce*. Walaupun *review* pada aplikasi memiliki parameter penilaian seperti bintang dengan *range* 1-5, namun ada juga yang asal memberikan bintang dan tidak sesuai dengan *review*nya. Untuk itu, dibutuhkan *sentiment analysis* dengan algoritma *Naïve Bayes* dan SVM dengan metode *TF-IDF*. Berdasarkan hasil pengujian algoritma *Naïve Bayes* menunjukkan tingkat akurasi yang lebih tinggi pada *review* Tokopedia (76%) dibandingkan dengan Shopee (63%). Selain itu, metrik seperti *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk setiap kelas (negatif, netral, dan positif) juga lebih baik pada Tokopedia sedangkan untuk algoritma SVM juga menunjukkan akurasi yang lebih tinggi pada Tokopedia (79%) dibandingkan dengan Shopee (66%), dengan metrik evaluasi lainnya yang lebih unggul pada dataset Tokopedia. Secara keseluruhan, hasil pengujian menunjukkan bahwa SVM lebih unggul dibandingkan *Naïve Bayes* dalam hal performa klasifikasi sentimen.

Kata kunci: sentimen, *naïve bayes*, *support vector machine*, *tf-idf*.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan yang pesat membuat berbagai aktivitas menjadi mudah dilakukan, seperti transaksi *online*. Tokopedia dan Shopee merupakan *e-commerce* yang telah mendominasi pasar di Indonesia dalam beberapa tahun terakhir dengan menjadi pemuncak peringkat *e-commerce* [1]. Walaupun *review* pada aplikasi memiliki parameter penilaian seperti bintang dengan *range* 1-5, namun ada juga yang asal memberikan bintang dan tidak sesuai dengan *review*nya [2]. Untuk itu sentimen analisis memiliki banyak manfaat salah satunya untuk mengetahui apakah para pelanggan memiliki tanggapan yang baik

atau tidak terhadap produk dan ini bisa menjadi masukan untuk perkembangan bisnis produk tersebut dimasa depan. Karena manfaat ini, banyak bidang yang menggunakan sentimen analisis, salah satunya para penyedia aplikasi di *Google Play Store* guna mengetahui kualitas aplikasi dengan melihat *review-review* yang diberikan terhadap aplikasi tersebut [3].

Untuk penelitian dan analisis ini, metode dan analisis diperlukan untuk membagi komentar pengguna ke dalam beberapa kategori, yang dalam penelitian ini adalah kategori negatif, netral, dan positif. Penelitian ini menggunakan metode *Naïve Bayes* untuk menghasilkan kesan positif dan negatif terhadap komentar pengguna di aplikasi Tokopedia yang ada di *Google Play Store* [4]. Selain itu metode *Support Vector Machine* (SVM) digunakan untuk melakukan analisis *review* pengguna pada aplikasi *Google Play Store*. Untuk metode klasifikasi *sentiment analysis* yaitu menggunakan *supervised* dan *unsupervised*. Klasifikasi *supervised* adalah klasifikasi yang memiliki kontrol terhadap *informational classes* berdasarkan *stopwords* sampel dan adanya kontrol terhadap keakuratan klasifikasi dan sedangkan untuk *unsupervised* adalah untuk meminimalisir kesalahan operator [5]. *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) adalah sebuah metode proses pengelompokan kata dalam hasil *review* yang terdapat dalam *review* aplikasi Tokopedia dan Shopee. Kemudian diklasifikasikan berdasarkan dengan jenis kata yang ada [6].

Maka dari itu untuk mengatasi permasalahan yang telah dijabarkan, dibutuhkan *sentiment analysis* dengan algoritma *Naïve Bayes* dan SVM dengan metode TF-IDF. Dengan metode TF-IDF dapat mengelompokkan kata-kata berdasarkan hasil *review*

pada aplikasi Tokopedia dan Shopee, hasil dari klasifikasi akan ditampilkan di website.

II. DASAR TEORI

A. Naïve Bayes

Naïve Bayes merupakan salah satu algoritma yang mudah digunakan, memiliki proses yang cepat, dan strukturnya sederhana namun efisien. Algoritma ini dapat mengklasifikasikan variabel dengan mengandalkan metode probabilitas dan statistik. Dengan model probabilitasnya, *Naïve Bayes* dapat dilatih untuk *supervised learning* dengan data *training* yang sedikit. Algoritma ini menghitung kemungkinan sebuah sampel karakter berada dalam kelas h (*posterior*) dengan mengalikan peluang kemunculan kelas h dengan peluang karakter sampel muncul dalam kelas c (*likelihood*) [7].

B. SVM

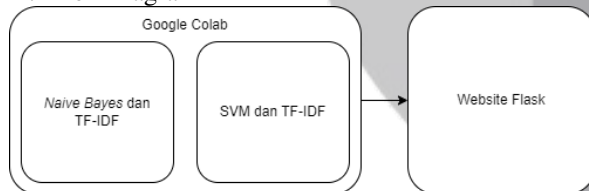
SVM merupakan metode klasifikasi dengan prinsip utama untuk menemukan *hyperplane* yang paling tepat agar dapat memisahkan dua *label* data. Sederhananya, algoritma SVM akan berusaha untuk memaksimalkan *margin*, yaitu jarak pemisah antara *label-label* data. Tahapan dari algoritma SVM yaitu memvisualisasikan data, mengurutkan nilai *margin*, menemukan dan memvisualisasikan *hyperplane*, menguji data, dan melakukan klasifikasi pada data [8].

C. Website Flask

Flask merupakan *framework* web yang dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python dan dikategorikan sebagai *microframework*. Flask berperan sebagai kerangka kerja untuk aplikasi dan tampilan web. Dengan Flask, *developer* dapat mendesain dan membangun web yang terstruktur dengan lebih mudah. Flask dipilih karena merupakan salah satu *framework* populer yang mampu dalam mendukung pengembangan aplikasi yang kompleks [9].

III. PEMBAHASAN

A. Blok Diagram



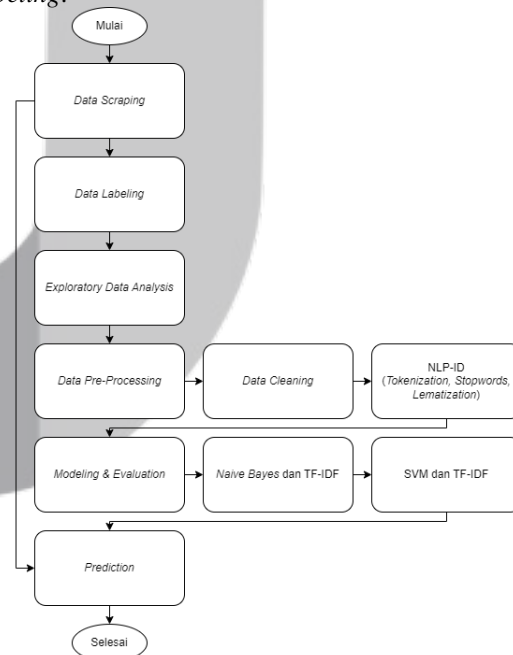
GAMBAR 3.1
Blok diagram

Pada Gambar 3.1, terdapat blok diagram sistem secara keseluruhan. Sistem akan dibagi menjadi dua bagian, yaitu pada *Google Colab* dan *Website Flask*. Pada *Google Colab*, *script* Python untuk melakukan *sentiment analysis* dengan *Naïve Bayes*, SVM, dan TF-IDF dilakukan. Setelah *script* tersebut berhasil dieksekusi pada *Google Colab*, dilakukan penyesuaian

agar *script* juga dapat berjalan pada website Flask. Tujuan penyesuaian dari *Google Colab* ke dalam bentuk website agar user yang ingin melakukan *sentiment analysis* tidak perlu melihat *script* yang ada, cukup menggunakan *Graphical User Interface* (GUI) pada website saja. Sehingga, tidak dibutuhkan kemampuan *coding* dalam menggunakan website nantinya.

B. Diagram Alir

Berdasarkan diagram alir atau *flowchart* pada Gambar 3.2, sistem dimulai melakukan data *scraping* terlebih dahulu. Hasil dari *scraping* kemudian dipilah dan *labeling* sesuai dengan *review* yang ada. Data hasil *labeling* akan dieksplor pada tahap berikutnya untuk mengetahui persebaran *sentiment* pada *review*. Data kemudian melewati tahap *pre-processing* yang terdiri dari *data cleaning* untuk membersihkan data dan *Natural Language Processing* Indonesia (NLP-ID) untuk mengolah data *review* menggunakan *text processing* yang cocok dengan Bahasa Indonesia. Pada NLP-ID, data akan diproses melalui *tokenization* untuk pemberian token pada tiap kata unik, *stopwords* untuk menghapus kata yang tidak memiliki makna, dan *lemmatization* yang menyusun kembali *review* menjadi kalimat sesuai struktur Bahasa Indonesia tanpa *stopwords* dan imbuhan. Data hasil *pre-processing* merupakan data yang siap digunakan untuk proses *modeling* dan *evaluation*. Saat *modeling*, model *Naïve Bayes* dan SVM akan digunakan dengan metode TF-IDF secara berurutan. Hasil dari *modeling* kemudian dapat digunakan untuk memprediksi data baru hasil *scraping* yang sebelumnya tidak digunakan pada tahap *labeling*.



GAMBAR 3.2
Diagram Alir

IV. HASIL DAN ANALISIS

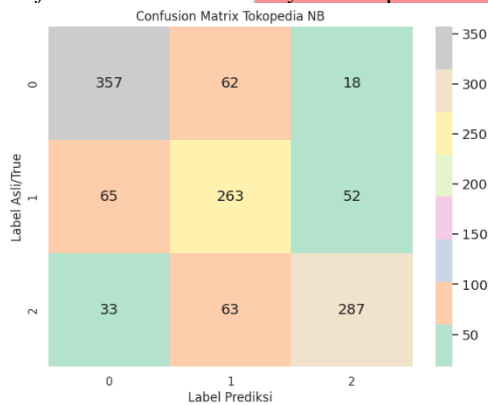
A. Naïve Bayes dan TF-IDF

Hasil pengujian dari *Naïve Bayes* dan TF-IDF yaitu evaluasi berupa *confusion matrix* dan *classification report* pada masing-masing *e-commerce*. Evaluasi dilakukan dengan Data hasil *labeling* yang telah melewati proses *pre-processing* menggunakan rasio 80% data *train* dan 20% data *test*. Data bersifat *balanced* karena jumlah data pada *sentiment* sama banyak, yaitu terdiri atas 2000 data negatif, 2000 data netral, dan 2000 data positif pada masing-masing *e-commerce*. Dengan total 6000 data, maka didapatkan data *train* sebesar 3800 data dan data *test* sebesar 1200 data. Data *train* sebanyak 4800 data digunakan untuk membuat model sedangkan data *test* sebanyak 1200 data untuk melakukan evaluasi. Adapun hasil dari pengujian dapat dijabarkan sebagai berikut.

1. Tokopedia

Berikut merupakan evaluasi pada Tokopedia.

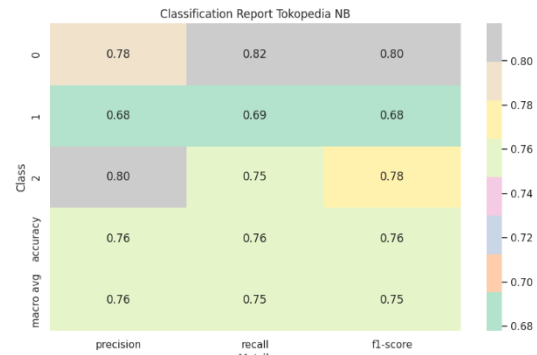
a. Confusion Matrix Naïve Bayes Tokopedia



GAMBAR 4.1
Confusion Matrix Naïve Bayes Tokopedia

Hasil pada Gambar 4.1 menampilkan data prediksi kelas negatif yaitu, *True Negative*: 357 data prediksi, *False Neutral*: 62 data, dan *False Positive*: 18 data prediksi. Selanjutnya menampilkan data prediksi kelas netral yaitu, *False Negative*: 65 data, *True Neutral*: 263 data, dan *False Positive*: 52 data prediksi. Hasil pengujian berikutnya yaitu kelas positif, *False Positive*: 33 data, *False Neutral*: 63 data, dan *True Positive*: 287 data prediksi.

b. Classification Report Naïve Bayes Tokopedia



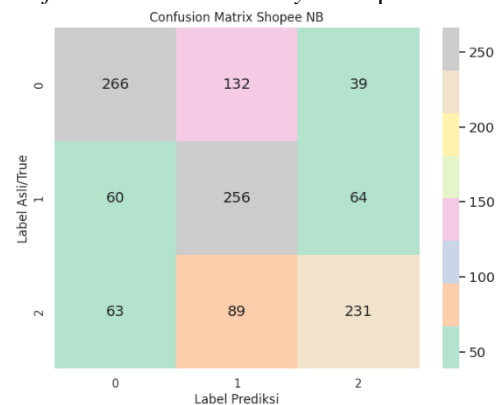
GAMBAR 4.2
Classification Report Naïve Bayes Tokopedia

Hasil pada Gambar 4.2 menunjukkan *accuracy* keseluruhan sebesar 0.76. Kemudian, *precision class* negatif sebesar 0.78, *precision class* netral sebesar 0.68, dan *precision class* positif sebesar 0.80. Selanjutnya, *recall class* negatif sebesar 0.82, *recall class* netral sebesar 0.69, dan *recall class* positif sebesar 0.75. Terakhir, *f1-score class* negatif sebesar 0.80, *f1-score class* netral sebesar 0.68, dan *f1-score class* positif sebesar 0.78.

2. Shopee

Berikut merupakan evaluasi pada Shopee.

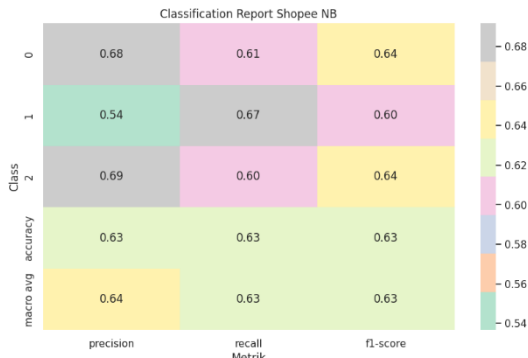
a. Confusion Matrix Naïve Bayes Shopee



GAMBAR 4.3
Confusion Matrix Naïve Bayes Shopee

Hasil pada Gambar 4.3 menampilkan data prediksi kelas negatif yaitu, *True Negative*: 266 data prediksi, *False Neutral*: 132 data, dan *False Positive*: 39 data prediksi. Selanjutnya menampilkan data prediksi kelas netral yaitu, *False Negative*: 60 data, *True Neutral*: 256 data, dan *False Positive*: 64 data prediksi. Hasil pengujian berikutnya yaitu kelas positif, *False Positive*: 63 data, *False Neutral*: 89 data, dan *True Positive*: 231 data prediksi.

b. Classification Report Naïve Bayes Shopee



GAMBAR 4.4

Classification Report Naïve Bayes Shopee

Hasil pada Gambar 4.4 menunjukkan *accuracy* keseluruhan sebesar 0.63. Kemudian, *precision class* negatif sebesar 0.68, *precision class* netral sebesar 0.54, dan *precision class* positif sebesar 0.69. Selanjutnya, *recall class* negatif sebesar 0.61, *recall class* netral sebesar 0.67, dan *recall class* positif sebesar 0.60. Terakhir, *f1-score class* negatif sebesar 0.64, *f1-score class* netral sebesar 0.60, dan *f1-score class* positif sebesar 0.64.

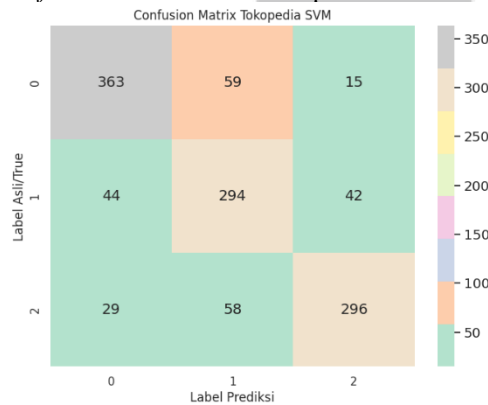
B. SVM dan TF-IDF

Hasil pengujian dari SVM dan TF-IDF yaitu evaluasi berupa *confusion matrix* dan *classification report* pada masing-masing *e-commerce* yang dapat dijabarkan sebagai berikut.

1. Tokopedia

Berikut merupakan evaluasi pada Tokopedia.

a. Confusion Matrix SVM Tokopedia

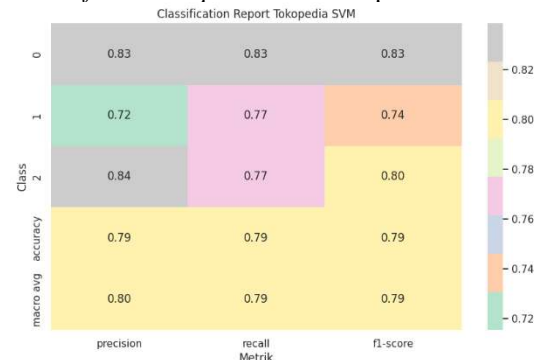


GAMBAR 4.5

Confusion Matrix SVM Tokopedia

Hasil pada Gambar 4.5 tersebut menampilkan data prediksi kelas negatif yaitu, *True Negative*: 363 data prediksi, *False Neutral*: 59 data, dan *False Positive*: 15 data prediksi. Selanjutnya menampilkan data prediksi kelas netral yaitu, *False Negative*: 44 data, *True Neutral*: 294 data, dan *False Positive*: 42 data prediksi. Hasil pengujian berikutnya yaitu kelas positif, *False Positive*: 29 data, *False Neutral*: 58 data, dan *True Positive*: 296 data prediksi.

b. Classification Report SVM Tokopedia



GAMBAR 4.6

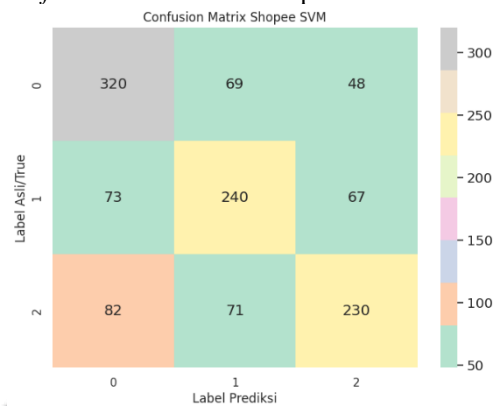
Classification Report SVM Tokopedia

Hasil pada Gambar 4.6 menunjukkan *accuracy* keseluruhan sebesar 0.79. Kemudian, *precision class* negatif sebesar 0.83, *precision class* netral sebesar 0.72, dan *precision class* positif sebesar 0.84. Selanjutnya, *recall class* negatif sebesar 0.83, *recall class* netral sebesar 0.77, dan *recall class* positif sebesar 0.77. Terakhir, *f1-score class* negatif sebesar 0.83, *f1-score class* netral sebesar 0.74, dan *f1-score class* positif sebesar 0.80.

2. Shopee

Berikut merupakan evaluasi pada Shopee.

a. Confusion Matrix SVM Shopee

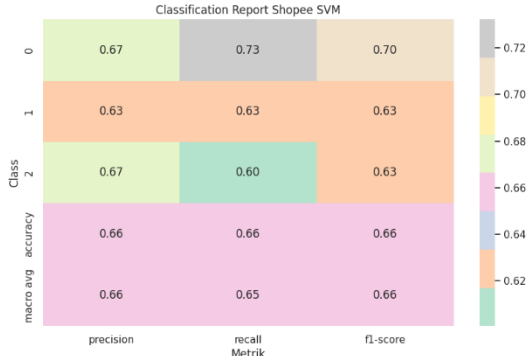


GAMBAR 4.7

Confusion Matrix SVM Shopee

Hasil pada Gambar 4.7 menampilkan data prediksi kelas negatif yaitu, *True Negative*: 320 data prediksi, *False Neutral*: 69 data, dan *False Positive*: 48 data prediksi. Selanjutnya menampilkan data prediksi kelas netral yaitu, *False Negative*: 73 data, *True Neutral*: 240 data, dan *False Positive*: 67 data prediksi. Hasil pengujian berikutnya yaitu kelas positif, *False Positive*: 81 data, *False Neutral*: 71 data, dan *True Positive*: 230 data prediksi.

b. Classification Report SVM Shopee



GAMBAR 4.8
Classification Report SVM Shopee

Hasil pada Gambar 4.8 menunjukkan *accuracy* keseluruhan sebesar 0.66. Kemudian, *precision class* negatif sebesar 0.67, *precision class* netral sebesar 0.63, dan *precision class* positif sebesar 0.67. Selanjutnya, *recall class* negatif sebesar 0.73, *recall class* netral sebesar 0.63, dan *recall class* positif sebesar 0.60. Terakhir, *f1-score class* negatif sebesar 0.70, *f1-score class* netral sebesar 0.63, dan *f1-score class* positif sebesar 0.63.

C. Website Flask

Berdasarkan hasil pengujian pada website Flask dapat dilakukan analisa seperti terlihat pada Tabel 4.1 berikut.

TABEL 4.1
Hasil pengujian website Flask

Menu	Skenario Pengujian	Hasil yang ditargetkan	Hasil Pengujian
Home	Melihat tampilan awal web dari project ini	Menampilkan halaman awal dari Sentiment Analisis Web E-Commerce	Tercapai dengan target menampilkan halaman awal dari Sentiment Analisis Web E-Commerce
Data Scraping	Jika memilih "All" pada filter score, maka score tidak akan difilter atau seluruh score	Data discraping berdasarkan review terakhir pada platform	Tercapai dengan target data discraping dari review terakhir

Menu	Skenario Pengujian	Hasil yang ditargetkan	Hasil Pengujian
	akan ikut ditampilkan.		
Exploratory Data Analysis	Pilih data yang telah melalui proses <i>labeling</i> untuk kemudian diupload ke <i>website</i> , setelah itu tekan tombol "upload"	Menampilkan hasil data yang telah melalui proses <i>labeling</i> . kemudian akan ditampilkan dalam bentuk tabel untuk melihat bentuk datanya, serta dalam bentuk <i>bar plot</i> dan <i>pie chart</i> untuk melihat persebaran <i>label</i> sentimennya.	Tercapai dengan target menampilkan <i>labeling</i>
Data Pre-processing	Pilih data yang telah melalui proses <i>labeling</i> untuk kemudian diupload ke <i>website</i> , setelah itu tekan tombol "upload"	Menampilkan data yang telah melalui proses <i>labeling</i> . kemudian data akan ditampilkan berdasarkan Top 10 kata yang sering muncul pada masing-masing <i>sentiment</i> .	Tercapai dengan target menampilkan top 10 kata yang sering muncul.
Modeling & Evaluasi	Pilih data yang telah melalui proses Pre-Processing untuk kemudian diupload ke	Menampilkan data yang telah melalui proses <i>pre-processing</i> . Data yang ditampilkan adalah analisis dari	Tercapai dengan target menampilkan analisis model dalam bentuk visual.

Menu	Skenario Pengujian	Hasil yang ditargetkan	Hasil Pengujian
	website, setelah itu tekan tombol "upload"	masing-masing model, baik analisis secara langsung maupun dalam bentuk visualisasinya.	
Data Prediction	Pilih data baru yang telah <i>discrepin</i> g untuk kemudian diupload ke website, setelah itu tekan tombol "upload"	Menampilkan data <i>review</i> dan hasil prediksi sentimennya.	Tercapai dengan target menampilkan data <i>review</i> dan prediksi sentimen.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis *sentiment* pada *review* aplikasi Tokopedia dan Shopee menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan SVM dengan metode TF-IDF, terlihat bahwa ada perbedaan performa yang signifikan di antara keduanya. Algoritma *Naïve Bayes* menunjukkan tingkat akurasi yang lebih tinggi pada *review* Tokopedia (76%) dibandingkan dengan Shopee (63%). Selain itu, metrik seperti *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk setiap kelas (negatif, netral, dan positif) juga lebih baik pada Tokopedia.

Algoritma SVM juga menunjukkan akurasi yang lebih tinggi pada Tokopedia (79%) dibandingkan dengan Shopee (66%), dengan metrik evaluasi lainnya yang lebih unggul pada *dataset* Tokopedia. *Confusion matrix* membantu menampilkan jumlah data yang terprediksi dengan benar maupun salah pada setiap kelas, seperti *True Positive*, *False Positive*, *True Neutral*, *False Neutral*, *True Negative*, dan *False Negative*.

Kesimpulan utama dari pengujian ini adalah bahwa kedua model algoritma memberikan performa yang lebih baik pada *dataset review* aplikasi Tokopedia dibandingkan Shopee. Hal ini mungkin disebabkan oleh kualitas dan karakteristik *dataset*, di mana *review* Tokopedia lebih cenderung bersifat negatif, yang mempengaruhi akurasi prediksi sentimen oleh algoritma.

Secara keseluruhan, algoritma *Naïve Bayes* dan SVM memberikan wawasan yang berguna dalam memahami performa *sentiment analysis* pada kedua aplikasi *e-commerce* tersebut. Namun, terdapat keterbatasan sistem, seperti ketergantungan pada kualitas *dataset* dan kemungkinan bias yang perlu diperhatikan dalam interpretasi hasil.

Selain itu, website Flask dengan berbagai fitur yang telah didesain dan dirancang dapat mencapai target yang diharapkan.

REFERENSI

Referensi yang digunakan adalah sebagai berikut.

- [1] J. A. Josen Limbong, I. Sembiring, K. Dwi Hartomo, U. Kristen Satya Wacana, and P. Korespondensi, "Analisis Klasifikasi Sentimen Ulasan Pada E-Commerce Shopee Berbasis Word Cloud Dengan Metode Naive Bayes Dan K-Nearest Neighbor Analysis of Review Sentiment Classification on E-Commerce Shopee Word Cloud Based With Naïve Bayes and K-Nearest Neighbor Meth," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 2, pp. 347–356, 2022, doi: 10.25126/jtiik.202294960.
- [2] T. P. R. Sanjaya, A. Fauzi, and A. F. N. Masruriyah, "Analisis Sentimen Ulasan pada E-Commerce Shopee Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine," *INFOTECH J. Inform. Teknol.*, vol. 4, no. 1, pp. 16–26, 2023, doi: 10.37373/infotech.v4i1.422.
- [3] A. Rahman, E. Utami, and S. Sudarmawan, "Sentimen Analisis Terhadap Aplikasi pada Google Playstore Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan Algoritma Genetika," *J. Komtika (Komputasi dan Inform.)*, vol. 5, no. 1, pp. 60–71, 2021, doi: 10.31603/komtika.v5i1.5188.
- [4] R. Apriani and D. Gustian, "Analisis Sentimen Dengan Naïve Bayes Terhadap Komentar Aplikasi Tokopedia," *J. Rekayasa Teknol. Nusa Putra*, vol. 6, no. 1, pp. 54–62, 2019, doi: 10.52005/rekayasa.v6i1.86.
- [5] R. Septiani, I. P. A. Citra, and A. S. A. Nugraha, "Perbandingan Metode Supervised Classification dan Unsupervised Classification terhadap Penutup Lahan di Kabupaten Buleleng," *J. Geogr. Media Inf. Pengemb. dan Profesi Kegeografian*, vol. 16, no. 2, pp. 90–96, 2019, doi: 10.15294/jg.v16i2.19777.
- [6] K. A. Nugraha and D. Sebastian, "Pembentukan Dataset Topik Kata Bahasa Indonesia pada Twitter Menggunakan TF-IDF & Cosine Similarity," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 4, no. 3, pp. 2443–2229, 2018, [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.28932/jutisi.v4i3.862>
- [7] A. C. Khotimah and E. Utami, "Comparison Naive Bayes Classifier, K-Nearest Neighbor Aand Support Vector Machine In The

Classification Of Individual On Twitter Account,” *J. Tek. Inform.*, vol. 3, no. 3, pp. 673–680, 2022, [Online]. Available: <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2022.3.3.254>

- [8] A. Putri *et al.*, “Komparasi Algoritma K-NN, Naive Bayes dan SVM untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tingkat Akhir,” *MALCOM Indones.*

J. Mach. Learn. Comput. Sci., vol. 3, no. 1, pp. 20–26, 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i1.610.

- [9] Irmayanti, “Perancangan Sistem Informasi Penyewaan Thermoking di PT. Moderen Prima dengan Flask Python,” *J. Sist. dan Teknol. Inf. Cendekia*, vol. 1, no. 1, pp. 19–28, 2023.

