

Analisis Sentimen *ShopeeFood* pada Aplikasi X Menggunakan Algoritman Klasifikasi

Manuel Alexandro¹, Deny Jollyta²

^{1,2}Institut Bisnis dan Teknologi Pelita Indonesia

e-mail: manuelalexandero8@gmail.com, deny.jollyta@lecturer.pelitaindonesia.ac.id

Abstrak

Perkembangan layanan pesan antar makanan semakin pesat di Indonesia, salah satunya adalah *ShopeeFood* yang menjadi kompetitor utama dalam industri food delivery. Untuk memahami pengalaman dan persepsi pengguna terhadap layanan tersebut, diperlukan analisis sentimen pada komentar yang dipublikasikan di media sosial X. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi sentimen komentar pengguna terhadap *ShopeeFood* dengan algoritma *Naïve Bayes* (NB) dan *Support Vector Machine* (SVM). Proses pelatihan melibatkan Augmentasi data teknik *Synonym Replacement* untuk menyeimbangkan data melalui penambahan data. Data yang digunakan terbagi menjadi tiga tahap, yaitu dataset awal, dataset dengan penambahan data, serta dataset hasil augmentasi teks menggunakan teknik *synonym replacement*. Evaluasi model menggunakan *confusion matrix* serta pengukuran *precision*, *recall*, *f1-score*, dan akurasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pada dataset awal, algoritma SVM memperoleh akurasi sebesar 77% sedangkan *Naïve Bayes* sebesar 70%. Setelah penambahan data, performa SVM menjadi 75% dan NB 74%. Pada dataset hasil augmentasi teks, SVM memberikan hasil terbaik dengan akurasi 90% dan NB mencapai 86%. Hal ini menunjukkan bahwa augmentasi teks berpengaruh positif terhadap peningkatan performa model, serta algoritma SVM memiliki keunggulan dalam mengklasifikasikan sentimen komentar pengguna *ShopeeFood*.

Kata kunci: *Naïve Bayes*, Analisis Sentimen, *ShopeeFood*, *Support Vector Machine*, Klasifikasi

Abstract

ShopeeFood is a significant competitor in the food delivery sector in Indonesia. In order to comprehend user experiences and opinions about the service, sentiment analysis of comments posted in social media X is required. In this work, the *Naïve Bayes* (NB) and *Support Vector Machine* (SVM) algorithms are used to classify user comments on *ShopeeFood*. In the training process, data augmentation using the *Synonym Replacement* technique is used to balance the data by adding new data. Three phases of data are used: the original dataset, the dataset with additional data, and the text augmentation that uses the synonym replacement technique. Accuracy, precision, recall, and f1-score metrics are used in conjunction with a confusion matrix to evaluate the model. According to the results, the SVM method achieved 77% accuracy on the original dataset, whereas the *Naïve Bayes* achieved 70% accuracy. When data was included, SVM's performance increased to 75% and NB to 74%. With an accuracy of 90% on the text augmentation dataset, SVM delivered the greatest results, while NB achieved 86%. This demonstrates that text augmentation improves model performance and that the SVM algorithm is better at identifying the tone of user comments on *ShopeeFood*.

Keywords: *Naïve Bayes*, Sentiment Analysis, *ShopeeFood*, *Support Vector Machine*, Classification

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi saat ini semakin cepat, mulai dari penggunaan internet dan sosial media hingga pada sektor layanan pemesanan makanan [1]. *ShopeeFood* merupakan sebuah layanan transportasi *online* yang berfokus pada jasa mengantar makanan kepada

pelanggannya [2]. *ShopeeFood* diperkenalkan pada april 2020, namun sejak pertama kali dirilis, *Shopee Food* mampu bertumbuh hingga menjadi *platform* layanan pesan antar makanan paling banyak digunakan hingga bernilai 22%, pertumbuhan yang cukup cepat dibanding pesaing lainnya yaitu *GoFood* dan *GrabFood* [3].

Media sosial merupakan platform digital yang memungkinkan seserang untuk membuat, berbagi, dan bertukar informasi melalui jaringan virtual. Media sosial dapat juga diartikan sebagai sumber yang timbul karena adanya interaksi antar individu dalam suatu komunitas [4]. Salah satu media sosial yang populer adalah *Twitter*, yang sejak Juli 2023 berganti nama menjadi Aplikasi X. Meskipun namanya berubah, *Twitter (X)* merupakan salah satu *platform* media sosial yang memiliki banyak pengguna aktif di Indonesia, dengan jumlah mencapai 191 juta individu pada bulan Januari 2022 [5]. Fungsi dan karakteristik *platform* ini tetap sama, yaitu menyediakan ruang bagi pengguna untuk mengunggah posting singkat (*tweet*) yang dapat menyebar secara cepat melalui interaksi antar pengguna. Aplikasi X bersifat *real-time* dan terbuka, aplikasi X banyak dimanfaatkan sebagai sumber data dalam penelitian, termasuk penelitian mengenai analisis sentimen terhadap suatu layanan atau produk [6]. Pada penelitian ini, aplikasi X menjadi *platform* sumber untuk mendapatkan komentar masyarakat terkait keberadaan *ShopeeFood*. Komentar diperlukan untuk mengetahui tanggapan masyarakat terutama pengguna, tentang layanan *ShopeeFood*. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan analisis sentimen masyarakat terhadap layanan *ShopeeFood* menggunakan algoritma NB dan SVM.

Komentar yang masuk pada aplikasi X perlu dikelola. Dalam konteks ini, *text mining* menjadi salah satu pendekatan yang tepat untuk mengelola data tidak terstruktur, seperti komentar di Aplikasi X. *Text mining* merupakan teknik yang digunakan untuk mengekstraksi informasi dari teks dengan tujuan menemukan pola dan makna tertentu [7]. Dengan *text mining*, komentar pengguna dapat diklasifikasikan ke dalam kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral, sehingga hasil analisis dapat membantu pengambilan keputusan yang lebih tepat.

Algoritma NB dan SVM merupakan algoritma klasifikasi yang dapat digunakan untuk analisis sentimen. Pada penelitian [8], algoritma NB digunakan untuk menganalisis komentar *Game Honor of Kings* di *playstore* dengan akurasi model sebesar 71%, dan distribusi sentimen yang hampir seimbang: 50,5% positif dan 49,5% negatif. Penelitian [9], [10] juga menggunakan NB untuk memperoleh ulasan terkait pengguna KAI, pengguna *Platform Live Streaming Doku* di Indonesia hingga persepsi terhadap Pemilu 2019, yang bersumber dari beberapa *platform* media sosial *live streaming*, KAI *Access* dan X, dengan rata-rata akurasi model di atas 70%.

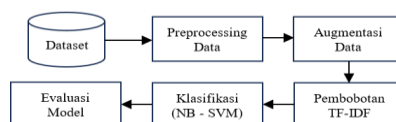
Analisis sentimen juga diperoleh dari algoritma SVM. Akurasi model mencapai 89.29% pada ulasan Aplikasi Sayurbox di Google Play Store [11]. Penelitian [12] menggunakan algoritma NB dan SVM untuk mendapatkan analisis sentimen pengguna Aplikasi Onedrive, dengan hasil akurasi terbaik pada model SVM yakni 83.60%. Sementara itu penelitian [13] menjelaskan bahwa akurasi SVM dalam mengulas pendapat pasien terkait prediksi rating obat mencapai 75%, dan penelitian [14] membuktikan bahwa SVM dapat mendeteksi berita palsu dengan akurasi model mencapai 97.4%.

Kondisi data ulasan pada setiap aplikasi yang tidak sama, perlu dipertimbangkan karena dapat mempengaruhi akurasi model. Untuk mendukung penelitian ini, digunakan pendekatan augmentasi data karena dapat membantu mengatasi data tidak seimbang [15]. Augmentasi data telah diterapkan pada berbagai algoritma, termasuk SVM [16], [17]. Selain SVM, augmentasi data telah terbukti dapat meningkatkan akurasi model dari algoritma *Neural Network* dan *Naive Bayes* [18], [19].

Berdasarkan sejumlah penelitian yang telah disebutkan, analisis sentimen melalui *text mining* menggunakan algoritma NB dan SVM masih memiliki peluang untuk dikembangkan karena akurasi model yang dihasilkan bergantung pada data ulasan. *ShopeeFood* memiliki ulasan yang sangat banyak di aplikasi X sehingga sangat mungkin untuk diujikan pada algoritma NB dan SVM. Hasil penelitian ini berkontribusi menambah pengetahuan terhadap kinerja algoritma klasifikasi untuk kebutuhan *text mining* melalui data latih yang berbeda.

2. Metode Penelitian

Metode penelitian yang digunakan bersifat kuantitatif dengan pendekatan eksperimen. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mendapatkan hasil analisis sentimen terhadap *ShopeeFood* melalui model algoritma NB dan SVM sehingga tahapan penelitian disusun seperti Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dimulai dengan pengumpulan data melalui *crawling* di media sosial X pada periode 01 Januari 2020 – 01 Agustus 2025 dengan kata kunci “*ShopeeFood*”. Dari hasil *crawling* diperoleh 1.118 tweet, kemudian melalui proses *cleaning* tersisa 723 data yang siap diolah.

Tahap kedua adalah *text processing*. *Text Processing* terdiri dari 7 kegiatan yakni *casefolding*, *cleaning*, *tokenizing*, *stopwords removal*, *stemming*, pelabelan, dan augmentasi data. *Casefolding* merupakan proses mengecilkan semua huruf dan menghapus tanda baca, angka ataupun simbol yang tidak perlu dimana tujuan tahapan ini agar teks menjadi seragam. Hasil data setelah melalui proses *casefolding* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil *Casefolding*

Tweet	Casefolding
SHOPEEFOOD DISKON 30RIBU semua resto!!! https://t.co/Wi0PN3CqXH https://t.co/Vn3TDdENBi	shopeefood diskon 30ribu semua resto!!! https://t.co/wi0pn3cqXH https://t.co/vn3tddenbi

Cleaning merupakan proses menghilangkan satu persatu kata yang tidak berguna seperti URL, hastag, simbol, dan nama pengguna. Misalnya tulisan pada Tabel 1 setelah dilakukan *cleaning* menjadi “shopeefood diskon ribu semua resto”. Sementara itu, *Tokenizing* merupakan tahapan dimana kalimat akan menjadi potongan kata dimana setiap tanda baca akan dihilangkan sehingga setiap kata akan berdiri sendiri. Hasil data setelah melalui proses *tokenizing* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil *Tokenizing*

Cleaning	Tokenizing
owala gacoan diskon shopeefood nya kecil jadi potongannya kerasa kalo bayar parkir mah gimana tukang parkirnya si	['owala', 'gacoan', 'diskon', 'shopeefood', 'nya', 'kecil', 'jadi', 'potongannya', 'kerasa', 'kalo', 'bayar', 'parkir', 'mah', 'gimana', 'tukang', 'parkirnya', 'si']

Stopwords Removal merupakan penghapusan kata yang tidak mempengaruhi sentimen atau tidak memiliki arti pada proses ini sering juga disebut proses *filtering*. Hasil data setelah melalui proses *stopwords removal* dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil *Stopwords Removal*

Tokenizing	Stopwords Removal
['cepet', 'diskon', 'shopeefood', 'diskon', 'sd', 'rb', 'kode', 'pesanramean', 'input', 'kodenya', 'disini', 'bisa', 'dipake', 'di', 'resto', 'yang', 'ada', 'disini']	['cepet', 'diskon', 'shopeefood', 'diskon', 'sampai', 'dengan', 'ribu', 'kode', 'pesanramean', 'input', 'kode', 'dipake', 'resto']

Steaming dimana proses ini mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasar. Pada tahap ini digunakan *library Sastrawi* dalam penentuan steaming. Proses ini sangat penting karena kata yang berbeda (makan, dimakan, memakan) akan dianggap sama setelah *steaming*. Hasil data setelah melalui proses *steaming* dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil *Steaming*

Stopwords Removal	Steaming
['cepat', 'diskon', 'shopeefood', 'diskon', 'sampai', 'dengan', 'ribu', 'kode', 'pesanramean', 'input', 'kode', 'dipake', 'resto']	cepat diskon shopeefood diskon sampai dengan ribu kode pesan ramean input kode dipake resto

Pelabelan manual merupakan kegiatan di mana setiap hasil *tweet* akan diberi kelas label terdiri dari positif, negatif, dan netral. Misalnya kalimat pada Tabel 4, “cepat diskon shopeefood diskon sampai dengan ribu kode pesan ramean input kode dipake resto”, akan dikategorikan netral. Selanjutnya adalah tahap augmentasi data. *Augmentasi Data* yang digunakan adalah *Synonym Replacement*, yaitu mengganti kata tertentu dalam kalimat dengan sinonimnya sehingga terbentuk kalimat baru dengan makna yang relatif sama. Hasil data setelah melalui proses *Augmentasi Data* dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. *Augmentasi* dengan *Synonym Replacement*

Kalimat Asli	Kalimat Hasil Augmentasi
owala tidak diskon shopeefood nya potong rasa kalo bayar parkir mah gimana tukang parkir si	owala tidak potongan harga shopeefood nya potong rasa kalo bayar parkir mah gimana tukang parkir si

TF-IDF merupakan tahap pembobotan yang menggunakan perhitungan jumlah kemunculan setiap frase di semua data *tweet* (TF), menghitung jumlah *tweet* yang mengandung setiap istilah (DF), menghitung kebalikan dari nilai DF (IDF), dan mengalikan nilai tf dan idf untuk menentukan bobot nilai setiap *tweet*. Untuk memberikan ilustrasi perhitungan, berikut contoh dengan tiga dokumen yang diambil dari dataset penelitian ini:

D1 = “kecewa driver shopeefood kali”

D2 = “promo minum shopeefood juli kopi kenang dapet voucher diskon”

D3 = “klaim shopeefood diskon minimal belanja”

Tabel 6. TF-IDF

No	Term	TF			Df	idf	W = df * idf		
		D1	D2	D3		$Log(\frac{N}{df})$	D1	D2	D3
1	Belanja	0	0	1	1	0.4771	0	0	0.4771
2	Dapet	0	1	0	1	0.4771	0	0.4771	0
3	Diskon	0	1	1	2	0.1761	0	0.1761	0.1761
...									
15	Vouhher	0	1	0	1	0.4771	0	0.4771	0

Setelah tahapan dalam *text processing* selesai dilakukan, maka dilakukan pembagian data. Pada penelitian ini data dibagi ke dalam 3 kategori yaitu, data awal, penambahan data, dan data augmentasi. Setiap kategori, dilakukan *splitting* data menjadi 80:20. *Source code* pembagian data dari 3 kategori dapat dilihat pada Gambar 2.

Jumlah data train: 578 Jumlah data test : 145	Jumlah data train: 732 Jumlah data test : 184	Jumlah data train: 1106 Jumlah data test : 277
Distribusi label pada data latih: Label positif 355 netral 183 negatif 40 Name: count, dtype: int64	Distribusi label pada data latih: Label positif 359 negatif 194 netral 179 Name: count, dtype: int64	Distribusi label pada data latih: Label negatif 389 positif 359 netral 358 Name: count, dtype: int64
Distribusi label pada data uji: Label positif 89 netral 46 negatif 10 Name: count, dtype: int64	Distribusi label pada data uji: Label positif 90 negatif 49 netral 45 Name: count, dtype: int64	Distribusi label pada data uji: Label negatif 97 positif 90 netral 90 Name: count, dtype: int64

Gambar 2. Pembagian Data

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Implementasi *Naïve Bayes* (NB) dan Evaluasi Model

Implementasi dilakukan menggunakan algoritma NB Untuk mengimplementasikan NB, *source code* dapat dilihat pada Gambar 3.

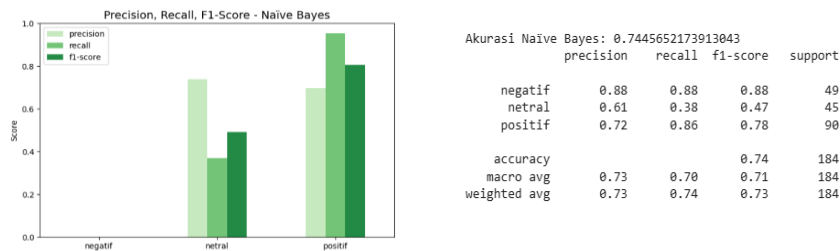
```
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
from sklearn.metrics import classification_report, accuracy_score

nb = MultinomialNB()
nb.fit(X_train_tfidf, y_train)
y_pred_nb = nb.predict(X_test_tfidf)

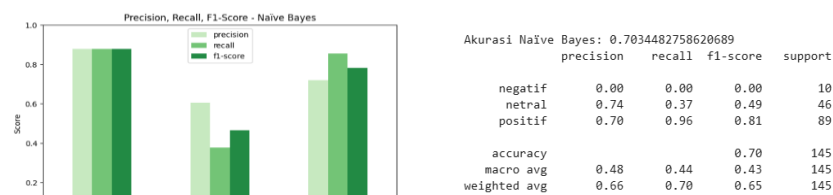
print("Akurasi Naïve Bayes:", accuracy_score(y_test, y_pred_nb))
print(classification_report(y_test, y_pred_nb))
```

Gambar 3. Implementasi NB

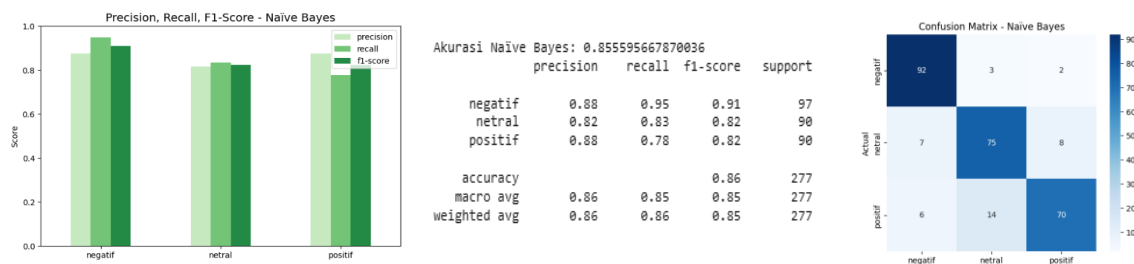
Hasil dari implementasi NB dari data awal, penambahan data, dan augmentasi teks dapat dilihat pada gambar 4, 5 dan 6.



Gambar 4. Visualisasi dan Evaluasi Model NB Pada Data Awal



Gambar 5. Visualisasi dan Evaluasi Model NB Pada Penambahan Data



Gambar 6. Visualisasi dan Evaluasi Model NB Pada Augmentasi Data

Berdasarkan Gambar 4, 5, dan 6, akurasi model NB yang dihasilkan semakin meningkat. Gambar 4 menunjukkan model NB dengan akurasi 70% dan setelah dilakukan penambahan data secara manual, terdapat kenaikan akurasi menjadi 74%, seperti yang diperlihatkan Gambar 5. Penelitian ini kemudian melakukan pengujian kembali dengan menerapkan *synonym replacement*. Saat data bertambah menjadi 1.383, berpengaruh terhadap peningkatan akurasi model, yakni menjadi 86%, seperti yang terdapat pada Gambar 6. Hasil memperlihatkan bahwa teknik augmentasi data dengan *synonym replacement* dapat meningkatkan kinerja NB dalam menghasilkan model klasifikasi.

Jika dilihat dari hasil *confusion matrix* pada Gambar 6, dapat dilihat model paling baik menganalisa sentiment negatif dengan 92 data benar dan positif dengan 70 data benar, sedangkan untuk sentiment netral cukup baik dengan 75 data benar namun masih banyak mengkategorikan komentar pengguna *ShopeeFood* ke dalam sentiment negatif dan positif.

3.2. Implementasi *Support Vector Machine* (SVM) dan Evaluasi Model

Perancangan model dengan algoritma SVM menggunakan kernel linear. *Source code* SVM dapat dilihat pada Gambar 7.

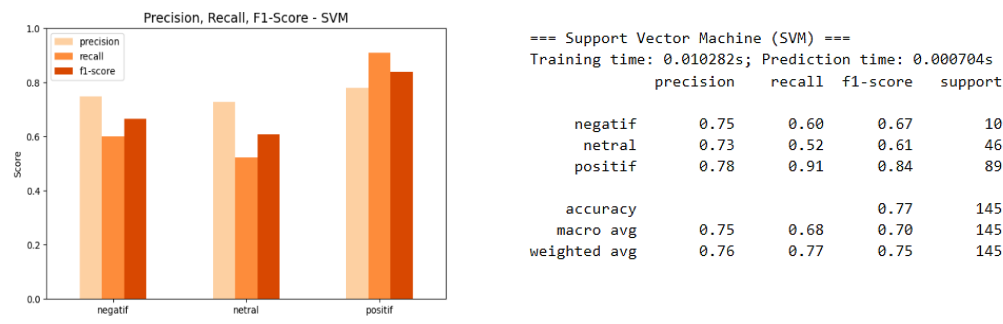
```
from sklearn.svm import LinearSVC
from sklearn.metrics import classification_report, accuracy_score

svm = LinearSVC()
svm.fit(X_train_tfidf, y_train)
y_pred_svm = svm.predict(X_test_tfidf)

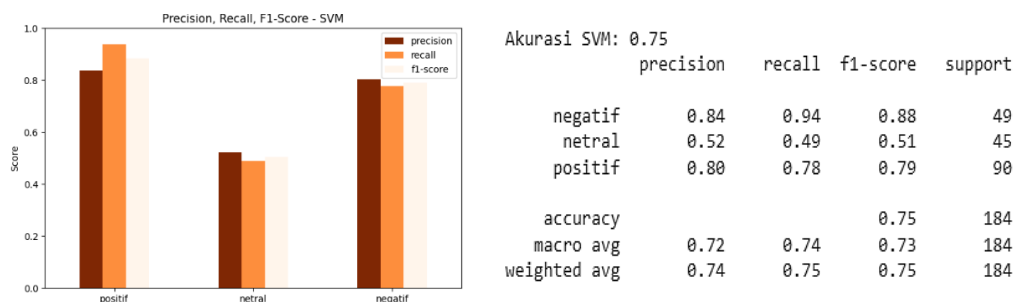
print("Akurasi SVM:", accuracy_score(y_test, y_pred_svm))
print(classification_report(y_test, y_pred_svm))
```

Gambar 7. Implementasi SVM

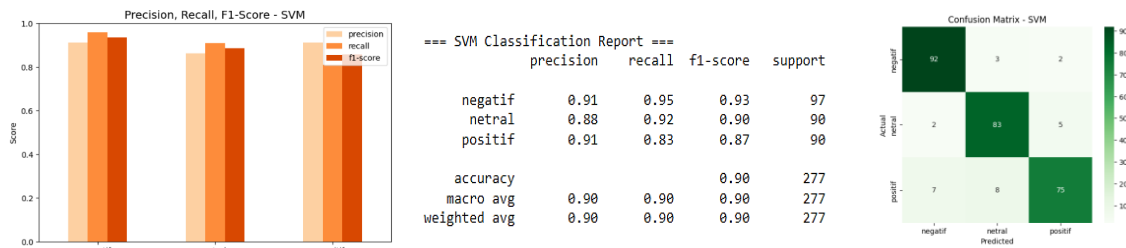
Hasil dari implementasi SVM dari data awal, penambahan data, dan augmentasi teks dapat dilihat pada gambar 8, 9, dan 10.



Gambar 8. Visualisasi dan Evaluasi Model SVM Pada Data Awal



Gambar 9. Visualisasi dan Evaluasi Model SVM Pada Penambahan Data



Gambar 10. Visualisasi dan Evaluasi Model SVM Pada Augmentasi Data

Berdasarkan Gambar 8, 9, dan 10, akurasi model SVM yang dihasilkan semakin meningkat. Gambar 8 menunjukkan model SVM dengan akurasi 77% dan setelah dilakukan penambahan data secara manual, terjadi penurunan akurasi menjadi 75%, seperti yang diperlihatkan Gambar 9. Penelitian ini kemudian melakukan pengujian kembali dengan menerapkan *synonym replacement*. Pada data hasil *synonym replacement* model mengalami kenaikan akurasi, yakni menjadi 90%, seperti yang terdapat pada Gambar 10. Hasil memperlihatkan bahwa teknik augmentasi data dengan *synonym replacement* dapat meningkatkan kinerja SVM dalam menghasilkan model klasifikasi.

Jika dilihat dari hasil *confusion matrix* pada Gambar 10, model dapat mengklasifikasi komentar pengguna *ShopeeFood* dengan sangat baik, dimana model dapat mengenali sentiment negatif 92 data benar, sentiment positif 75 data benar dan sentiment netral 83 data benar.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang sudah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan algoritma NB dan SVM pada analisa sentiment *ShopeeFood* mampu melakukan klasifikasi sentiment menjadi 3 kelas yaitu, negatif, positif, dan netral. Hasil pengujian menunjukan bahwa penggunaan teknik augmentasi data dengan *synonym replacement* berpengaruh signifikan terhadap peningkatan akurasi model. Hasil *confusion matrix* memperlihatkan, kedua algoritma dapat mengenali sentiment negatif dan positif cukup baik, sementara sentiment netral sering mengalami kesalahan dalam klasifikasi. Hal ini berarti bahwa opini pengguna *ShopeeFood* di aplikasi X cenderung lebih banyak mengekspresikan kepuasan dan ketidakpuasan dengan jelas dibanding komentar netral. Teknik augmentasi data dengan *synonym replacement* mampu meningkatkan model klasifikasi, khususnya pada algoritma SVM yang memperoleh akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan algoritma NB. Penelitian ini masih dapat dikembangkan pada algoritma klasifikasi dengan mempertimbangkan penggunaan *hyperparameter* dan teknik penyeimbang data lainnya.

Daftar Pustaka

- [1] Y. Yusniah, A. Putri, and A. Simatupang, "Perkembangan Teknologi Komunikasi dan Informasi: Akar Revolusi dan Berbagai Standarnya," *Da'watuna J. Commun. Islam. Broadcast.*, vol. 3, no. 2, pp. 330–337, 2022, doi: 10.47467/dawatuna.v3i2.2460.
- [2] M. Z. Farhan, "Analisis Sentimen Layanan ShopeeFood Pada Twitter Dengan Metode K-Nearest Neighbor, Support Vector Machine, dan Decision Tree," *J. Ilm. Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 95–106, 2023, doi: 10.35316/jimi.v7i2.95-106.
- [3] M. R. RAMADHAN, "ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT MENGENAI APLIKASI SHOPEEFOOD MENGGUNAKAN CHI SQUARE DAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER," *J. Ekon. Vol. 18, Nomor 1 Maret 201*, vol. 2, no. 1, pp. 41–49, 2023.
- [4] H. Dwistia, M. Sajdah, O. Awaliah, and N. Elfina, "Pemanfaatan Media Sosial Sebagai Media Pembelajaran Pendidikan Agama Islam," *Ar-Rusyd J. Pendidik. Agama Islam*,

- vol. 1, no. 2, pp. 81–99, 2022, doi: 10.61094/arrusyd.2830-2281.33.
- [5] A. Septiana *et al.*, “Dalam Analisis Sentimen Pengguna Twitter X Terhadap,” vol. 8, no. 1, pp. 323–330, 2024.
 - [6] K. M. Rahmi, “Jurnal 5 TEXT MINING ANALYSIS DAN SENTIMENT ANALYSIS DENGAN MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER(Studi Kasus: Data Tanggapan Mengenai Tokopedia Melalui Media Sosial Twitter),” pp. 1–84, 2021.
 - [7] F. Fathonah and A. Herliana, “Penerapan Text Mining Analisis Sentimen Mengenai Vaksin Covid - 19 Menggunakan Metode Naïve Bayes,” *J. Sains dan Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 155–164, 2021, doi: 10.34128/jsi.v7i2.331.
 - [8] G. Honor, L. Ode, and L. Hadiani, “Implementasi Naive Bayes dalam Analisis Sentimen Ulasan Game Honor of Kings di Playstore Implementation of Naive Bayes in Sentiment Analysis of Comments on the,” vol. 6, no. 1, pp. 29–37, 2025.
 - [9] E. W. Risma Faris Triana, Ade Irma Purnama Sari, Agus Bahtiar, “Implementasi Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Ulasan Pengguna KAI Access,” *MDP Student Conf.*, vol. 2, no. 1, pp. 24–31, 2025, doi: 10.35957/mdp-sc.v2i1.4326.
 - [10] D. Nugraha and F. Said, “Implementasi Algoritma C4.5 dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Publik terhadap Platform Live Streaming Dukov di Indonesia,” *J. Indones. Manaj. Inform. dan Komun.*, vol. 5, no. 3, pp. 3326–3335, 2024, doi: 10.35870/jimik.v5i3.1011.
 - [11] A. Mudya Yolanda and R. Tri Mulya, “Implementasi Metode Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Sayurbox di Google Play Store,” *VARIANSI J. Stat. Its Appl. Teach. Res.*, vol. 6, no. 2, pp. 76–83, 2024, doi: 10.35580/variasiunm258.
 - [12] A. E. Widodo, F. F. Wati, and N. Hidayati, “Implementasi Algoritma SVM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Pengguna Aplikasi OneDrive,” *Indones. J. Softw. Eng.*, vol. 10, no. 2, pp. 131–138, 2024, doi: 10.31294/ijse.v10i2.23523.
 - [13] W. Jayanata, I. Kurniawan, and E. B. Setiawan, “Implementasi Metode Support Vector Machine (SVM) pada Model Prediksi Rating Obat Berdasarkan Ulasan Pasien,” vol. 1, no. 1, pp. 14–19, 2023.
 - [14] D. Jollyta, G. Gusrianty, P. Prihandoko, and D. Sukrianto, “N-gram and Kernel Performance Using Support Vector Machine Algorithm for Fake News Detection System,” *Ilk. J. Ilm.*, vol. 15, no. 3, pp. 398–404, 2023, doi: 10.33096/ilkom.v15i3.1770.398-404.
 - [15] F. Mukti Ayudewi and A. Ramadhan Firdaus, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Platform Belajar Coursera Menggunakan Model Distilbert Dengan Augmentasi Data Dan Penanganan Ketidakseimbangan Data,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 9, no. 5, pp. 7706–7712, 2025, doi: 10.36040/jati.v9i5.14844.
 - [16] S. Athallah, H. Ashaury, P. Nurul Sabrina, and U. Jenderal Achmad Yani Jl Terusan Jenderal Sudirman, “Klasifikasi Myers-Briggs Type Indicator Pengguna Twitter Menggunakan Support Vector Machine dan Augmentasi Data,” vol. 8, no. 1, pp. 36–52, 2024.
 - [17] I. A. Rahma and L. H. Suadaa, “Penerapan Text Augmentation untuk Mengatasi Data yang Tidak Seimbang pada Klasifikasi Teks Berbahasa Indonesia,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 6, pp. 1329–1340, 2023, doi: 10.25126/jtiik.2023107325.
 - [18] I. Risma Huriah, A. Ismania Sita Widianingrum, T. Informatika, and U. Muhammadiyah Riau, “Optimasi Augmentasi Data Berbasis Synonym Replacement pada Klasifikasi Teks Berita Menggunakan Neural Network Optimization of Data Augmentation Based on Synonym Replacement in News Text Classification Using Neural Network,” vol. 14, no. 1, pp. 2715–7849, 2025, doi: 10.34010/komputa.v14i1.
 - [19] A. Nur Azizah, M. Falach Asy’ari, I. Wisma Dwi Prastya, and D. Purwitasari, “Easy Data Augmentation untuk Data yang Imbalance pada Konsultasi Kesehatan Daring,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 5, pp. 1095–1104, 2023, doi: 10.25126/jtiik.2023107082.