

Hybrid Machine Learning For Sentiment Analysis Of Dana Application Reviews

[Hybrid Machine Learning Untuk Analisa Sentimen Ulasan Aplikasi Dana]

Adinda Nazalia Hadianti¹⁾, Mochamad Alfian Rosid^{*2)}, Nuril Lutvi Azizah^{*3)}, Novia Ariyanti^{*4)}

¹⁾Program Studi Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

²⁾Program Studi Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

³⁾Program Studi Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

⁴⁾Program Studi Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

*Email : alfanrosid@umsida.ac.id, azizahnmurul@umsida.ac.id, noviaariyanti@umsida.ac.id

Abstract. This research evaluates user sentiment towards the Dana application on the Google Play Store, where in early 2024 1,000 reviews were collected. Of these reviews, 72% (720 reviews) were negative, while 28% (280 reviews) were positive. This situation arose because the Dana application was under maintenance during the dataset collection period. This research utilizes Support Vector Machine (SVM), Naive Bayes, and Hybrid methods for sentiment classification. The evaluation results show an accuracy of 92.62% for SVM, 88.62% for Naive Bayes, and 93.88% for Hybrid, where the Hybrid method shows the best performance in predicting user sentiment. This research makes an important contribution to the development of sentiment classification algorithms and provides insight for application developers to understand user perceptions during the repair period. It is hoped that the research results can help improve the quality of the Dana application and similar applications in the future.

Keywords - Dana App; Hybrid Machine Learning; Sentiment Analysis.

Abstrak. Penelitian ini mengevaluasi sentimen pengguna terhadap aplikasi Dana di Google Play Store, di mana pada awal tahun 2024 terkumpul 1.000 ulasan. Dari ulasan tersebut, 72% (720 ulasan) bersifat negatif, sedangkan 28% (280 ulasan) bersifat positif. Situasi ini muncul karena aplikasi Dana sedang dalam tahap perbaikan selama periode pengumpulan dataset. Penelitian ini memanfaatkan metode Support Vector Machine (SVM), Naive Bayes, dan Hybrid untuk klasifikasi sentimen. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi sebesar 92,62% untuk SVM, 88,62% untuk Naive Bayes, dan 93,88% untuk Hybrid, di mana metode Hybrid menunjukkan performa terbaik dalam memprediksi sentimen pengguna. Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pengembangan algoritma klasifikasi sentimen serta menyediakan wawasan bagi pengembang aplikasi untuk memahami persepsi pengguna selama masa perbaikan. Hasil penelitian diharapkan dapat membantu meningkatkan kualitas aplikasi Dana dan aplikasi sejenis di masa depan.

Kata Kunci – Aplikasi Dana; Hybrid Machine Learning; Analisis sentimen.

I. PENDAHULUAN

Dalam era digital yang terus berkembang, aplikasi keuangan berbasis teknologi telah menjadi bagian penting dalam kehidupan sehari-hari. DANA, sebuah dompet digital yang populer di Indonesia, adalah salah satu aplikasi yang menawarkan berbagai layanan keuangan, seperti pembayaran tagihan, transfer uang, dan pembelian produk digital. Dengan jumlah pengguna yang terus bertambah, DANA menerima banyak ulasan dari penggunanya, yang dapat memberikan wawasan berharga tentang kualitas layanan, tingkat kepuasan pengguna, serta area yang memerlukan perbaikan. Pada era ini, aplikasi Dana yang tersedia di Playstore, telah mengumpulkan lebih dari 10 juta unduhan yang disertai dengan ulasan penggunanya. Dalam ulasan tersebut, terdapat berbagai informasi yang dibutuhkan oleh pengguna lain yang akan menggunakan aplikasi tersebut. Oleh karena itu, menjadikan ulasan ini sebagai objek penelitian untuk menentukan sentimen analisis pengguna pada aplikasi DANA[1].

Sentimen analisis adalah teknik yang digunakan untuk menganalisis opini, sentimen, atau perasaan yang diekspresikan dalam teks. Dalam konteks ulasan aplikasi, sentimen analisis dapat membantu mengidentifikasi apakah ulasan pengguna bersifat positif, negatif, atau netral. Namun, tantangan utama dalam sentimen analisis adalah kompleksitas bahasa alami, termasuk variasi bahasa, penggunaan emotikon, dan singkatan dalam ulasan pengguna[2].

Pendekatan tradisional untuk analisis sentimen sering kali hanya mengandalkan satu metode pembelajaran mesin, seperti algoritma Naive Bayes atau Support Vector Machine (SVM). Namun, dengan kemajuan teknologi dan peningkatan ketersediaan data, pendekatan hybrid yang menggabungkan beberapa teknik pembelajaran mesin telah menunjukkan hasil yang lebih baik dalam mengatasi tantangan analisis sentimen[3].

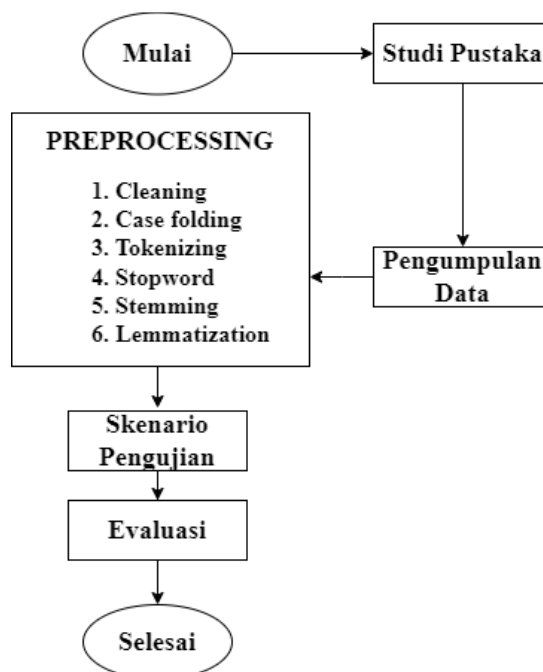
Dalam studi yang dilakukan oleh Ferdi Jiranda Sinaga, mereka menggunakan 500 review dari pengguna untuk aplikasi Bibit di Google Play Store. Hasil analisis dengan algoritma *Naïve Bayes* menunjukkan bahwa dari 500 ulasan tersebut, 373 dianggap sebagai tanggapan positif dan 127 sebagai tanggapan negatif, dengan tingkat akurasi mencapai 75%. [4].

Studi yang dilaksanakan oleh Kusmayanti Solecha, menemukan bahwa pada evaluasi sentimen terhadap ulasan aplikasi Flip, metode *Naïve Bayes* yang ditingkatkan dengan *Particle Swarm Optimization* mencapai akurasi sebesar 88,24%. Sementara itu, untuk algoritma *Support Vector Machine* yang ditingkatkan dengan *Particle Swarm Optimization*, tingkat ketepatan mencapai 88,61%, menunjukkan kemajuan sebesar 0,37%. Oleh karena itu, *Support Vector Machine* berdasarkan *Particle Swarm Optimization* dianggap sebagai metode optimal untuk ulasan aplikasi Flip. [5].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model hybrid machine learning untuk analisis sentimen ulasan aplikasi DANA. Dengan memanfaatkan berbagai algoritma dan teknik pembelajaran mesin, diharapkan model ini dapat memberikan prediksi sentimen yang lebih akurat dan dapat diandalkan, sehingga dapat memberikan wawasan yang lebih baik untuk pengembang aplikasi dalam meningkatkan layanan dan kesenangan pengguna.

II. METODE

Metode penelitian ini mencakup seluruh proses analisis sentimen ulasan di Playstore terhadap aplikasi Dana menggunakan dataset Dana. Tahap pertama adalah pengumpulan dataset dengan menggunakan bahasa Python, dilanjutkan dengan pre-processing untuk pengolahan data. Dataset ini kemudian diberi label sentimen, yaitu positif dan negatif, dan dibagi menjadi 20% data uji (200 data) dan 80% data latih (800 data). Selanjutnya, dilakukan implementasi algoritma SVM (Support Vector Machine), algoritma *Naïve Bayes*, dan metode Hybrid, serta pengujian data untuk mengevaluasi performa akhir dari SVM, *Naive Bayes*, dan Hybrid. Proses penelitian ini digambarkan dalam Gambar 1.



Gambar 1. Sistem yang dibangun

A. Studi Pustaka

Tahap ini melibatkan pencarian informasi yang relevan tentang pengikisan, penambahan teks, klasifikasi teks, dan topik penelitian lainnya yang terkait dengan analisis sentimen, prapemrosesan data, pemilihan fitur, dan metode klasifikasi menggunakan mesin vektor pendukung. Informasi dikumpulkan dari berbagai sumber seperti jurnal, e-book, dan buku.

B. Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dilakukan dengan memanfaatkan teknik web scraping di Google Play Store pada aplikasi Dana. Sebanyak 1000 dataset ulasan dikumpulkan dari awal tahun 2024. Dataset tersebut berisi 3 atribut: at, content, dan score. Atribut "at" kemudian dibagi menjadi 3 sub-atribut yaitu year, month, dan day. Hasil dapat dilihat pada Tabel 1. Setelah itu, dataset akan melalui tahap pelabelan data. Pelabelan data dilakukan dengan Python dengan

menggunakan variabel 'skor'. Ulasan yang diambil adalah ulasan dengan skor bintang 1, 2, 3, 4, dan 5, di mana skor 1 dan 2 dinilai sebagai ulasan negatif, sementara skor 3, 4, dan 5 dianggap sebagai ulasan positif.

Tabel 1. Contoh Ulasan

No	Content	Score	Year	Month	Day
1	Pengembang anjiiiing 🤔 🤔 🤔 (Vivo Y53), setelah u...	1	2024	6	22
2	Tahun 2024 ini maaf saya sangat tidak puas den...	5	2024	6	12
3	Tolong Ad gak Dana Lite yang lebih simpel, gak...	3	2024	6	14
4	Kenapa saldo saya tbtb terpotong otomatis pada...	1	2024	6	26
5	Sekitar 1 thn yg lalu aplikasi sangat bagus, t...	3	2024	5	18

C. Preprocessing

Dalam bidang penambangan teks, prosedur yang dikenal sebagai preprocessing teks dilakukan untuk menghasilkan kumpulan indeks istilah yang memiliki kemampuan untuk secara efektif mewakili dokumen[8]. Komponen preprocessing teks mencakup elemen-elemen berikut.

Cleaning langkah untuk menghapus semua karakter non-alfabet dari teks guna mengurangi keberadaan Karakter atau simbol yang tidak signifikan atau tidak relevan dalam evaluasi sentimen[9].

Case folding adalah tahap dalam pemrosesan teks yang mengubah semua menjadi huruf kecil atau huruf besar untuk menjamin konsistensi dan mempermudah analisis. [10].

Tokenizing langkah dalam memecah kalimat dalam sebuah dataset menjadi segmen kata-kata yang lebih kecil [11].

Stopword ini merujuk pada sekumpulan kata-kata yang tidak memiliki dampak penting dalam teks dokumen, dengan maksud menghapus pengaruh kata-kata tersebut dalam analisis[12].

Stemming yang bertujuan untuk mencari kata basis dengan menghapus semua awalan dan akhiran yang terdapat pada kata[13].

Lemmatization adalah proses dalam pemrosesan teks yang bertujuan menghasilkan bentuk kata dasar atau lema dari kata-kata dalam teks. Tujuan utama lemmatisasi adalah menyederhanakan kata dalam teks ke bentuk dasarnya dengan memperhatikan konteks dan makna kata tersebut dalam kalimat. Berbeda dengan stemming, lemmatisasi lebih kompleks karena mempertimbangkan struktur gramatikal dan konteks kalimat[14].

D. Skenario Pengujian

Pada tahap ini, akan disusun skenario pengujian pada set data pelatihan menggunakan berbagai jenis model untuk membandingkan kinerja mereka dalam klasifikasi. Skenario pengujian ini direncanakan untuk memilih model optimal yang akan digunakan dalam proses klasifikasi. Hasil pemodelan akan dikelompokkan menjadi dua: positif dan negatif. Proses tersebut melibatkan ekstraksi variabel dari ulasan, pembagian data menjadi set data latih dan uji, dan akhirnya melakukan klasifikasi sentimen. Pemodelan data dilakukan untuk mengevaluasi hasil dari model yang telah dikembangkan[15]. Detail skenario pengujian dapat ditemukan dalam tabel berikut:

Tabel 2. Skenario Pengujian

Uji Coba	Skenario
I	Model dirancang menggunakan pembobotan kata dengan klasifikasi Naïve Bayes
II	Model dirancang menggunakan pembobotan kata dengan klasifikasi SVM
III	Model dirancang menggunakan pembobotan kata dengan klasifikasi Hybrid SVM-Naïve Bayes

E. Evaluasi

Langkah evaluasi selanjutnya melibatkan penggunaan metode confusion matrix digunakan untuk evaluasi performa sistem klasifikasi berdasarkan data, dan ini merupakan representasi matriks yang mengilustrasikan kinerja sistem klasifikasi secara rinci[16]. Pada tahap ini adalah proses perhitungan untuk mengukur akurasi, presisi, dan *recall*. Berikut merupakan rumus yang digunakan:

$$\text{Accuracy} = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP+FP)} \times 100\% \quad (2)$$

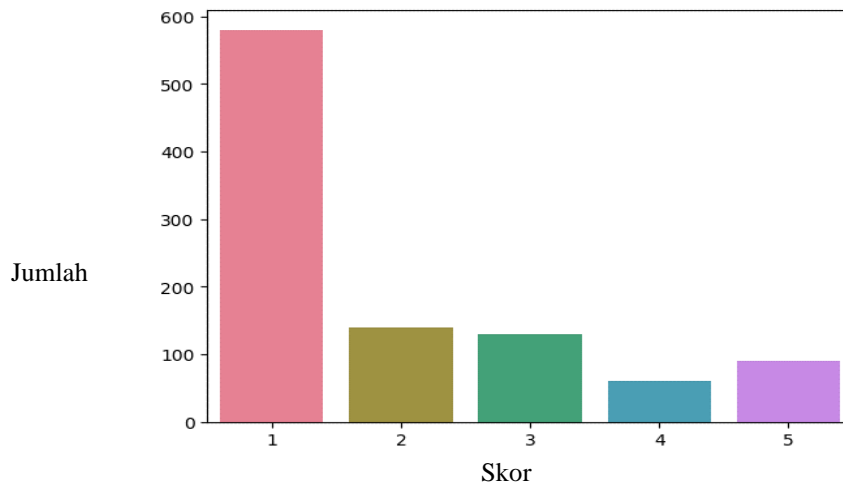
$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP+FN)} \times 100\% \quad (3)$$

$$\text{F1-score} = \frac{2 \times \text{precision} \times \text{recall}}{(\text{precision} + \text{recall})} \times 100\% \quad (4)$$

Ada empat terminologi yang merangkum hasil klasifikasi. Pertama, *True Positive* (TP) menunjukkan bahwa nilai positif berhasil terdeteksi dengan tepat. Kedua, *True Negative* (TN) mengindikasikan bahwa nilai negatif berhasil terdeteksi dengan benar. Ketiga, *False Positive* (FP) terjadi saat data negatif salah terdeteksi sebagai positif. Keempat, *False Negative* (FN) merujuk pada situasi di mana data positif salah terdeteksi sebagai negative [17].

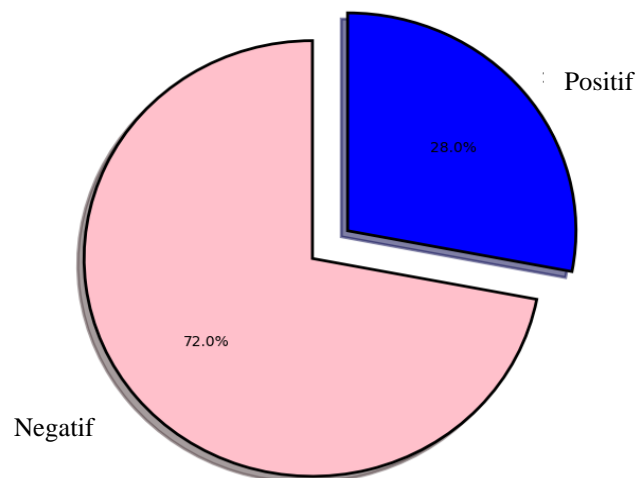
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data diambil menggunakan bahasa Python sebanyak 1000 ulasan. Data ulasan yang diambil adalah ulasan dengan skor bintang, seperti ditunjukkan pada gambar 2, dimana label netral (nilai = 0) diabaikan, sehingga skor bintang 3 dianggap data positif. Data ini tidak seimbang, karena model klasifikasi cenderung mengabaikan kelas minoritas. Data akhir terdiri dari 280 ulasan positif dan 720 ulasan negatif seperti yang ditunjukkan pada gambar 3. Data tersebut kemudian disimpan dalam format CSV sebagai dataset untuk diproses pada langkah selanjutnya.



Gambar 2. Rating Aplikasi Dana

Distribusi Sentimen



Gambar 3. Distribusi Label Positif dan Label Negatif

Langkah awal sebelum menganalisis data teks menggunakan metode text mining adalah melakukan preprocessing teks. Dataset hasil ekstraksi diolah melalui fase praproses menggunakan aplikasi Python untuk menjalani serangkaian tindakan. Pada tabel 3. Melakukan proses cleaning, dilanjut dengan proses case folding pada tabel 4. Setelah itu di tahap tokenizing pada tabel 5, lanjut proses stopwords pada tabel 6, lalu proses stemming pada tabel 7, dan proses lemmatization pada tabel 8.

Tabel 3. Cleaning

No	Content	Content_Cleaning
0	Pengembang anjiiing 🙄🙄🙄 (Vivo Y53), setelah u...	Pengembang anjiiing Vivo Y53 setelah u...
1	Tahun 2024 ini maaf saya sangat tidak puas den...	Tahun 024 ini maaf saya sangat tidak puas deng...
2	Tolong Ad gak Dana Lite yang lebih simpel, gak...	Tolong Ad gak Dana Lite yang lebih simpel gak...
3	Kenapa saldo saya tbtb terpotong otomatis pada...	Kenapa saldo saya tbtb terpotong otomatis pada...
4	Sekitar 1 thn yg lalu aplikasi sangat bagus, t...	Sekitar 1 thn yg lalu aplikasi sangat bagus t...

Tabel 4. Case Folding

No	Content_Cleaning	Content_Case Folding
0	Pengembang anjiiing Vivo Y53 setelah u...	pengembang anjiiing vivo y53 setelah u...
1	Tahun 024 ini maaf saya sangat tidak puas deng...	tahun 024 ini maaf saya sangat tidak puas deng...
2	Tolong Ad gak Dana Lite yang lebih simpel gak...	tolong ad gak dana lite yang lebih simpel gak...
3	Kenapa saldo saya tbtb terpotong otomatis pada...	kenapa saldo saya tbtb terpotong otomatis pada...
4	Sekitar 1 thn yg lalu aplikasi sangat bagus t...	sekitar 1 thn yg lalu aplikasi sangat bagus t...

Tabel 5. Tokenizing

No	Content_Case Folding	Content_Tokenizing
1	pengembang anjiiing vivo y53 setelah u...	[pengembang, anjiiing, vivo, y53, setelah, up...
2	tahun 024 ini maaf saya sangat tidak puas deng...	[tahun, 024, ini, maaf, saya, sangat, tidak, p...
3	tolong ad gak dana lite yang lebih simpel gak...	[tolong, ad, gak, dana, lite, yang, lebih, sim...
4	kenapa saldo saya tbtb terpotong otomatis pada...	[kenapa, saldo, saya, tbtb, terpotong, otomati...
5	sekitar 1 thn yg lalu aplikasi sangat bagus t...	[sekitar, 1, thn, yg, lalu, aplikasi, sangat, ...

Tabel 6. Stopword

No	Content_Tokenizing	Content_Stopword
1	[pengembang, anjiiing, vivo, y53, setelah, up...	[pengembang, anjiiing, vivo, y53, update, apl...
2	[tahun, 024, ini, maaf, saya, sangat, tidak, p...	[024, maaf, puas, aplikasi, dana, skali, tdk, ...
3	[tolong, ad, gak, dana, lite, yang, lebih, sim...	[tolong, ad, gak, dana, lite, simpel, gak, ber...
4	[kenapa, saldo, saya, tbtb, terpotong, otomati...	[saldo, tbtb, terpotong, otomatis, berlangana...
5	[sekitar, 1, thn, yg, lalu, aplikasi, sangat, ...	[1, thn, yg, aplikasi, bagus, recommended, sca...

Tabel 7. Stemming

No	Content_Stopword	Content_Stemming
1	[pengembang, anjiiing, vivo, y53, update, apl...	[kembang, anjiiing, vivo, y53, update, aplika...
2	[024, maaf, puas, aplikasi, dana, skali, tdk, ...	[024, maaf, puas, aplikasi, dana, skali, tdk, ...
3	[tolong, ad, gak, dana, lite, simpel, gak, ber...	[tolong, ad, gak, dana, lite, simpel, gak, ber...
4	[saldo, tbtb, terpotong, otomatis, berlanggana...	[saldo, tbtb, potong, otomatis, langgan, aplik...
5	[1, thn, yg, aplikasi, bagus, recommended, sca...	[1, thn, yg, aplikasi, bagus, recommended, sca...

Tabel 8. Lemmatization

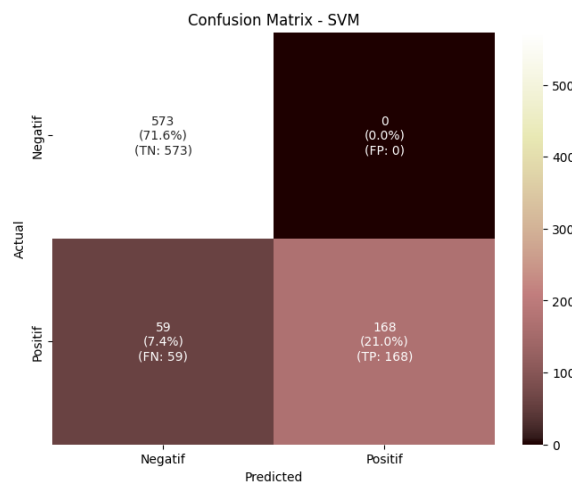
No	Content_Stemming	Content_Lemmatization
1	[kembang, anjiiing, vivo, y53, update, aplika...	kembang anjiiing vivo y53 update aplikasi men...
2	[024, maaf, puas, aplikasi, dana, skali, tdk, ...	024 maaf puas aplikasi dana skali tdk kirim ua...
3	[tolong, ad, gak, dana, lite, simpel, gak, ber...	tolong ad gak dana lite simpel gak berat gak r...
4	[saldo, tbtb, potong, otomatis, langgan, aplik...	saldo tbtb potong otomatis langgan aplikasi me...
5	[1, thn, yg, aplikasi, bagus, recommended, sca...	1 thn yg aplikasi bagus recommended scan q ris...

Uji SVM, Naive Bayes, dan klasifikasi hybrid dikerjakan menggunakan data pelatihan untuk membangun model prediksi hipotesis. Evaluasi hasil prediksi dilaksanakan dengan menggunakan data eksperimen yang dihasilkan dari kumpulan data. Pada penelitian ini perbandingan data uji dan data latih adalah 60:40, dan segmentasinya dilakukan dengan menggunakan scikit-learning. Tabel 9 menunjukkan perincian data pelatihan dan pengujian dari kumpulan data evaluasi.

Tabel 9. Pembagian Data Latih dan Data Uji

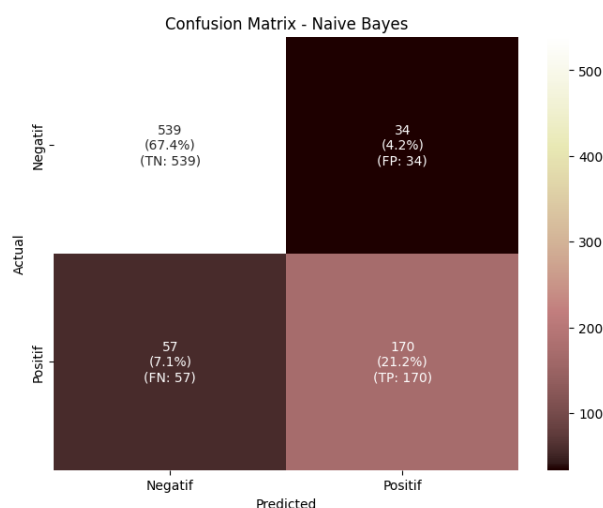
Label Sentimen	Data Uji	Data Latih
Positif	53	227
Negatif	147	573
Total	200	800

Pemodelan klasifikasi Naïve Bayes, SVM, dan hybrid sebaiknya dievaluasi menggunakan matriks ketidakpastian untuk menentukan nilai indeks presisi, akurasi, recall, dan F1 dari tiga algoritma. Gambar 4 menunjukkan matriks ketidakpastian untuk SVM, di mana “nilai aktual” mengacu pada data survei aktual dan “nilai prediksi” mengacu pada data survei yang diprediksi. Dari 1000 data evaluasi yang diuji untuk kedua emosi tersebut.



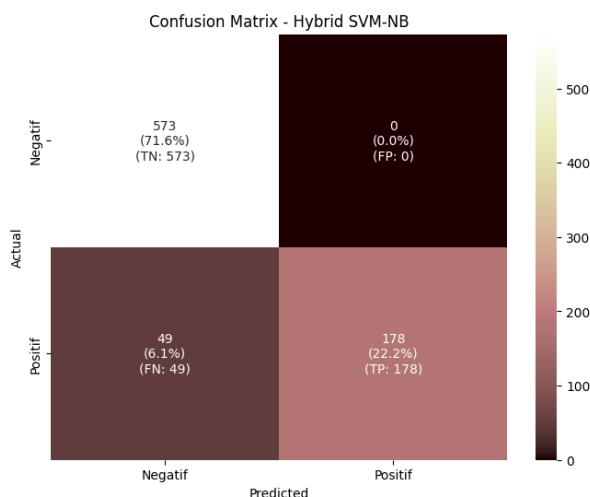
Gambar 4. Confusion Matrix SVM

True positif menunjukkan angka 21 yang berarti 168 data uji review berlabel positif berhasil diprediksi langsung positif oleh SVM. Positif palsu menunjukkan tingkat 0, yang berarti tidak ada data uji ulasan berlabel negatif yang langsung diklasifikasikan sebagai positif oleh SVM. Negatif palsu menunjukkan tingkat 7,4, yang berarti bahwa 59 data uji ulasan berlabel positif tidak tepat diklasifikasikan sebagai negatif oleh SVM. True negative menunjukkan angka 71,6 yang berarti 573 data uji review berlabel negatif berhasil diprediksi negatif oleh SVM.



Gambar 5. Confusion Matrix Naïve Bayes

True positive menunjukkan angka 21,2%, yang berarti 170 data uji ulasan berlabel positif berhasil diprediksi sebagai positif oleh Naïve Bayes. False positive menunjukkan angka 4,2%, yang berarti 34 data uji ulasan berlabel negatif diprediksi secara salah sebagai positif oleh Naïve Bayes. False negative menunjukkan angka 7,1%, yang berarti 57 data uji ulasan berlabel positif diprediksi secara keliru sebagai negatif oleh Naïve Bayes. True negative menunjukkan angka 67,4%, yang berarti 539 data uji ulasan berlabel negatif berhasil diprediksi dengan tepat sebagai negatif oleh Naïve Bayes. Gambar 5 menampilkan matriks konfusi dari pengujian menggunakan Naive Bayes.



Gambar 6. Confusion Matrix Hybrid

Gambar 6. menampilkan hasil confusion matrix di mana true positive mencapai 22,2%, yang berarti 178 data berlabel positif diprediksi dengan tepat sebagai positif oleh metode Hybrid. False positive menunjukkan angka 0%, yang berarti tidak ada data uji ulasan berlabel negatif yang salah diprediksi sebagai positif oleh metode Hybrid. False negative mencapai 6,1%, yang berarti 49 data uji ulasan berlabel positif diprediksi secara keliru sebagai negatif oleh metode Hybrid. True negative mencapai 71,6%, yang berarti 573 data berlabel negatif diprediksi dengan akurat sebagai negatif oleh metode Hybrid.

Hasil dari pengujian ini mengungkapkan bahwa metode ini memiliki tingkat akurasi sebesar 92,62%. Precision untuk kelas negatif tercatat sebesar 91%, sementara precision untuk kelas positif mencapai 100%. Recall untuk kelas negatif mencapai 100%, sedangkan recall untuk kelas positif adalah 74%. F1-score untuk kelas positif adalah 85%, dan untuk kelas negatif adalah 95%, seperti yang tertera pada Tabel 10.

Tabel 10. Hasil Klasifikasi SVM

SVM	Precision	Recall	F1-score	Support
-1	0.91	1.00	0.95	573
1	1.00	0.74	0.95	227
Accuracy			0.93	800
macro avg	0.95	0.87	0.90	800
weighted avg	0.93	0.93	0.92	800

Naïve Bayes menunjukkan bahwa metode ini memiliki tingkat akurasi sebesar 88,62%. Precision untuk negatif 90%, sementara precision untuk positif 83%. Recall untuk negatif mencapai 94%, sedangkan recall untuk positif 75%. F1-score untuk positif 79%, dan untuk negatif adalah 92%, seperti pada Tabel 11.

Tabel 11. Hasil Klasifikasi Naïve Bayes

Naïve Bayes	Precision	Recall	F1-score	Support
-1	0.90	0.94	0.92	573
1	0.83	0.75	0.79	227
Accuracy			0.89	800
macro avg	0.87	0.84	0.86	800
weighted avg	0.88	0.89	0.88	800

Hasil dari metode Hybrid menunjukkan tingkat akurasi sebesar 93,88%. Precision untuk negatif adalah 92%, sedangkan precision untuk positif mencapai 100%. Recall untuk negatif adalah 100%, dan recall untuk kelas positif adalah 78%. F1-score untuk positif adalah 88%, sementara F1-score untuk negatif adalah 96%, sebagaimana pada Tabel 12.

Tabel 12. Hasil Klasifikasi Hybrid

Hybrid	Precision	Recall	F1-score	Support
-1	0.92	1.00	0.96	573
1	1.00	0.78	0.88	227
Accuracy			0.94	800
macro avg	0.96	0.89	0.92	800
weighted avg	0.94	0.94	0.94	800

IV. SIMPULAN

Bahwa aplikasi Dana di Google Play Store, yang menerima 1.000 ulasan pengguna pada awal tahun 2024, sebagian besar mendapatkan ulasan negatif, yaitu sebesar 72%. Kondisi ini sebagian besar disebabkan oleh periode perbaikan yang sedang berlangsung pada aplikasi selama waktu pengumpulan data. Hasil dari pemodelan klasifikasi sentimen menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM), Naive Bayes, dan metode Hybrid menunjukkan bahwa metode Hybrid memberikan akurasi tertinggi sebesar 93,88%, diikuti oleh SVM dengan akurasi 92,62%, dan Naive Bayes dengan

Penelitian ini juga mengidentifikasi berbagai faktor yang mempengaruhi pengguna dalam memberikan ulasan mereka. Ulasan positif umumnya dipengaruhi oleh kualitas sistem yang baik, kemudahan penggunaan, dan manfaat yang signifikan yang dirasakan oleh pengguna dari aplikasi Dana. Sebaliknya, ulasan negatif sering kali dipicu oleh berbagai masalah teknis seperti kesulitan akses ke aplikasi, kegagalan dalam menyelesaikan transaksi, dan kesalahan server yang berulang. Untuk meningkatkan kualitas layanan, disarankan agar pengembang aplikasi Dana mengambil langkah-langkah proaktif untuk mengatasi masalah-masalah ini, termasuk meningkatkan kinerja aplikasi secara keseluruhan dan merilis pembaruan yang khusus ditujukan untuk memperbaiki kesalahan atau bug yang ada.

Peneliti berikutnya menyarankan untuk memperluas cakupan penelitian dengan menggunakan dataset yang lebih besar dan lebih beragam, serta meningkatkan kualitas preprocessing data untuk memastikan hasil yang lebih akurat. Selain itu, eksplorasi lebih lanjut terhadap metode klasifikasi yang berbeda serta teknik hybrid, bersama dengan penggunaan validasi silang, tuning hyperparameter, dan analisis kesalahan, sangat penting untuk meningkatkan kinerja model yang dihasilkan. Teknik Natural Language Processing (NLP) lanjutan, seperti penggunaan word embeddings atau model bahasa modern seperti BERT, juga dapat dipertimbangkan untuk lebih memahami nuansa bahasa dalam ulasan pengguna. Model implementasi dalam lingkungan nyata serta penerapan ulang studi dengan pengaturan yang serupa sangat dianjurkan untuk memastikan bahwa hasil yang diperoleh dapat diandalkan dan diterapkan dalam situasi

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih yang mendalam disampaikan kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dan kontribusi dalam menyelesaikan penelitian ini. Terima kasih khusus kepada pembimbing yang telah memberikan arahan, bimbingan, dan masukan berharga sepanjang proses penelitian. Saya juga mengucapkan terima kasih kepada rekan-rekan dan teman-teman yang telah memberikan dukungan moral dan bantuan teknis. Selain itu, saya menghargai pihak-pihak yang telah memberikan akses dan sumber data yang sangat penting bagi penelitian ini. Semoga hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat dan kontribusi positif terhadap perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi.

REFERENSI

- [1] S. A. Helmayanti, F. Hamami, and R. Y. Fa'rifah, "Penerapan Algoritma Tf-Idf Dan Naïve Bayes Untuk Analisis Sentimen Berbasis Aspek Ulasan Aplikasi Flip Pada Google Play Store," *J. Indones. Manaj. Inform. dan Komun.*, vol. 4, no. 3, pp. 1822–1834, 2023, doi: 10.35870/jimik.v4i3.415.
- [2] A. Nurian, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Google Play Menggunakan Naïve Bayes," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 11, no. 3s1, pp. 829–835, 2023, doi: 10.23960/jitet.v11i3s1.3348.
- [3] D. Atmajaya, A. Febrianti, and H. Darwis, "Metode SVM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen ChatGPT di Twitter," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 4, pp. 2173–2181, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i4.3341.

- [4] F. J. Sinaga, E. Pratama, F. Prasetya, and H. Irsyad, "Klasifikasi Opini Pengguna Aplikasi Bibit Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *MDP Student Conf.*, vol. 2, no. 1, pp. 10–16, 2023, doi: 10.35957/mdp-sc.v2i1.4205.
- [5] K. Solecha and O. Irnawati, "Komparasi Algoritma Support Vector Machine Dan Naïve Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization Pada Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Flip," *JIEET (Journal Inf. Eng. Educ. Technol.)*, vol. 07, no. 1, pp. 10–15, 2023.
- [6] A. Mahani and H. Margono, "Prediksi Sentimen Investor Pasar Modal Di Jejaring Sosial Menggunakan Text Mining," *Balanc. Econ. Business, Manag. Account. J.*, vol. 18, no. 2, p. 32, 2021, doi: 10.30651/blc.v18i2.7226.
- [7] R. Syahputra, G. J. Yanris, and D. Irmayani, "SVM and Naïve Bayes Algorithm Comparison for User Sentiment Analysis on Twitter," *Sinkron*, vol. 7, no. 2, pp. 671–678, 2022, doi: 10.33395/sinkron.v7i2.11430.
- [8] N. W. Utami and I. G. J. Eka Putra, "Text Mining Clustering Untuk Pengelompokan Topik Dokumen Penelitian Menggunakan Algoritma K-Means Dengan Cosine Similarity," *J. Inform. Teknol. dan Sains*, vol. 4, no. 3, pp. 255–259, 2022, doi: 10.51401/jinteks.v4i3.1907.
- [9] R. Yunita and M. Kamayani, "Perbandingan Algoritma SVM Dan Naïve Bayes Pada Analisis Sentimen Penghapusan Kewajiban Skripsi," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 5, pp. 2879–2890, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i5.3415.
- [10] N. Nofiyani and W. Wulandari, "Implementasi Electronic Data Processing Untuk meningkatkan Efektifitas dan Efisiensi Pada Text Mining," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 3, p. 1621, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i3.4332.
- [11] F. Setya Ananto and F. N. Hasan, "Implementasi Algoritma Naïve Bayes Terhadap Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi MyPertamina pada Google Play Store," *J. ICT Inf. Commun. Technol.*, vol. 23, no. 1, pp. 75–80, 2023, [Online]. Available: <https://ejournal.ikmi.ac.id/index.php/jict-ikmi>
- [12] E. Yuniar, D. S. Utsalinah, and D. Wahyuningsih, "Implementasi Scrapping Data Untuk Sentiment Analysis Pengguna Dompok Digital dengan Menggunakan Algoritma Machine Learning," *J. Janitra Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 35–42, 2022, doi: 10.25008/janitra.v2i1.145.
- [13] D. Nugraha and D. Gustian, "Analisis Sentimen Penggunaan Aplikasi Transportasi Online Pada Ulasan Google Play Store dengan Metode Naive Bayes Classifier," *KESATRIA J. Penerapan Sist. Inf. (Komputer Manajemen)*, vol. 5, no. 1, pp. 326–335, 2024.
- [14] D. A. Vonega, A. Fadila, and D. E. Kurniawan, "Analisis Sentimen Twitter Terhadap Opini Publik Atas Isu Pencalonan Puan Maharani dalam PILPRES 2024," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 129–135, 2022, doi: 10.30871/jaic.v6i2.4300.
- [15] N. Herlinawati, Y. Yuliani, S. Faizah, W. Gata, and S. Samudi, "Analisis Sentimen Zoom Cloud Meetings di Play Store Menggunakan Naïve Bayes dan Support Vector Machine," *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, vol. 5, no. 2, p. 293, 2020, doi: 10.24114/cess.v5i2.18186.
- [16] A. Sri Widagdo *et al.*, "Analisis Sentimen Mobil Listrik di Indonesia Menggunakan Long-Short Term Memory (LSTM)," *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 3, pp. 416–423, 2023.
- [17] M. N. Hidayat and R. Pramudita, "Analisis Sentimen Terhadap Pembelajaran Secara Daring Pasca Pandemi Covid-19 Menggunakan Metode IndoBERT," *Inf. Manag. Educ. Prof. J. Inf. Manag.*, vol. 8, no. 2, p. 161, 2024, doi: 10.51211/imbi.v8i2.2719.

Conflict of Interest Statement:

The author declares that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.