

ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA TERHADAP APLIKASI BINANCE PADA ULASAN GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES

Imas Syaripah, Martanto, Tati Suprati
Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon
Jl. Perjuangan No. 10 B Majasem Kec. Kesambi Kota
Cirebon Tlp. 0231) 490480 - 490481
Imassyaripah6@gmail.com

ABSTRAK

Analisis sentimen adalah metode memahami perasaan dan opini tersirat dalam teks seperti ulasan produk, berita, atau konten media sosial. Tujuannya adalah mengidentifikasi sentimen positif atau negatif dalam teks. Sebagai contoh, dalam ulasan aplikasi Binance di Google Play Store, analisis sentimen membantu memahami respons pengguna terhadap aplikasi tersebut. Prosesnya melibatkan pengumpulan data ulasan dari berbagai sumber, disaring untuk menghilangkan elemen tidak relevan, dan menggunakan algoritma seperti Naive Bayes untuk mengenali kata kunci sentimen seperti "baik" atau "buruk" dan mengklasifikasikan ulasan ke dalam sentimen positif atau negatif. Meskipun model klasifikasi mencapai akurasi 94%, evaluasi menunjukkan perbedaan performa antara sentimen positif dan negatif. Meski mampu mengenali sentimen positif dengan baik, identifikasi terhadap sentimen negatif memerlukan peningkatan. Ini menunjukkan perlunya fokus pada deteksi sentimen negatif guna meningkatkan keandalan algoritma Naive Bayes. Hasil evaluasi menunjukkan Presisi rata-rata 82,3%, Recall 91,95%, dan F1-Score 269%. Meskipun akurasi 94% menggambarkan keberhasilan memprediksi sentimen, fokus pengembangan selanjutnya adalah pada deteksi sentimen negatif. Analisis ini memberikan gambaran tentang kemampuan model dalam mengklasifikasikan data sentimen dan reliabilitasnya dalam menganalisis ulasan aplikasi Binance. Informasi ini dapat menjadi dasar perbaikan produk di masa mendatang.

Kata kunci : Analisis sentimen, aplikasi binance, metode Naïve Bayes, ulasan, google play store

1. PENDAHULUAN

Teknologi informasi, termasuk aplikasi seperti Binance di Google Play Store, telah berubah menjadi pengaruh penting dalam dunia keuangan. Analisis sentimen ulasan pengguna di platform ini dengan algoritma Naive Bayes dapat membantu memahami perasaan positif atau negatif pengguna terhadap Binance. Penelitian ini memberikan wawasan untuk pengembang guna meningkatkan pengalaman pengguna dalam era teknologi yang cepat.

Perkembangan aplikasi dan platform online sangat signifikan dalam berbagai aspek kehidupan, termasuk bidang keuangan dan bisnis. Analisis sentimen pada aplikasi finansial seperti Binance di Google Play Store membantu memahami opini pengguna. Penggunaan algoritma seperti Naive Bayes di dalam analisis sentimen menantang karena bahasa yang kompleks, namun memiliki potensi besar dalam meningkatkan layanan dan kepercayaan pengguna.

Penelitian ini bertujuan utama untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna aplikasi Binance sebagai positif atau negatif menggunakan algoritma Naive Bayes. Ini penting untuk memberikan informasi kepada pengembang Binance mengenai persepsi pengguna, serta mengisi kekosongan informasi dalam analisis sentimen aplikasi keuangan. Hasil penelitian ini berpotensi memberikan manfaat praktis bagi pengembang dan pengguna potensial.

Metode penelitian ini akan menggunakan analisis sentimen dengan fokus pada ulasan pengguna aplikasi Binance, terutama dengan algoritma Naive Bayes. Pendekatan ini akan membantu dalam memahami perasaan pengguna dan tren umum ulasan di platform Google Play Store. Keberhasilan penelitian ini berpotensi memberikan kontribusi besar pada pengembangan aplikasi finansial dan pemahaman analisis sentimen.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian terfokus pada Aplikasi TIX-ID, sebuah platform pemesanan tiket bioskop online. Tujuan utama adalah untuk mengkategorikan kepuasan pengguna terhadap aplikasi ini melalui analisis sentimen menggunakan algoritma Naive Bayes. Metode yang diterapkan melibatkan pengumpulan data dari 1.600 ulasan pengguna melalui web scraping. Dari data ini, 1.259 ulasan memiliki sentimen positif sementara 334 ulasan lainnya memiliki sentimen negatif. Selanjutnya, algoritma Naive Bayes diimplementasikan untuk melakukan analisis sentimen, yang menghasilkan akurasi sebesar 71,77%. Hasil akurasi ini menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes memberikan klasifikasi yang cukup baik terhadap sentimen pengguna terkait Aplikasi TIX-ID. Hal ini mengindikasikan bahwa pendekatan ini merupakan opsi yang efisien dan mudah untuk

menganalisis sentimen ulasan pada platform aplikasi semacam TIX-ID [1].

Penelitian tersebut menggunakan Machine Learning (Naïve Bayes dan Support Vector Machine) untuk menganalisis ulasan pengguna Zoom Cloud Meetings dari Google Play Store. SVM menunjukkan tingkat akurasi yang lebih tinggi (81,22%) dibandingkan NB (74,37%) dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan positif/negatif. Ini menegaskan bahwa SVM lebih baik dalam mengidentifikasi pendapat pengguna terhadap Zoom [2].

SiCepat, sebuah layanan ekspedisi di Jakarta, memanfaatkan ulasan di Google Play untuk perbaikan layanan mereka. Dalam penelitian ini, data dari ulasan aplikasi SiCepat diambil untuk menganalisis sentimen pengguna. Mereka melakukan klasifikasi ulasan menjadi positif dan negatif, menggunakan metode Naive Bayes. Dari 457 ulasan, sebagian besar digunakan sebagai data latih, sementara sebagian kecil sebagai pengujian. Hasilnya menunjukkan akurasi sekitar 80%, dengan kemampuan mengenali ulasan negatif mencapai 87%, namun pengenalan ulasan positif hanya sekitar 57%. Meskipun membantu memahami pendapat pengguna, diperlukan peningkatan dalam pengenalan ulasan positif [3].

Penelitian ini menilai respon masyarakat terhadap aplikasi PeduliLindungi di Google Play Store. Mayoritas ulasan cenderung negatif (65%), sementara ulasan positif hanya 19,08% dan ulasan netral sekitar 15,92%. Ulasan positif berisi kata-kata seperti "bantu", "terima", "mohon", dan ulasan negatif sering menyertakan kata-kata seperti "daftar", "susah", "gagal". Penilaian keakuratan menunjukkan tingkat yang cukup rendah, sekitar 62,39% untuk G-Mean dan 63,23% untuk AUC, menandakan kemampuan aplikasi dalam membedakan sentimen positif dan negatif dari ulasan masih perlu perbaikan [4].

Penelitian ini bertujuan menganalisis ulasan pengguna game Apex Mobile di Google Play Store menggunakan metode Naive Bayes. Dari 10.000 ulasan yang dikumpulkan, sekitar 70% pengguna memberikan ulasan positif, menunjukkan kepuasan tinggi terhadap game tersebut. Namun, analisis juga menyoroti beberapa masalah, seperti Bugs dan Keterbatasan Game, yang perlu diperbaiki oleh pengembang untuk meningkatkan kualitas dan pengalaman bermain game [5].

Penelitian ini bertujuan untuk menggunakan machine learning dalam menganalisis sentimen positif, negatif, atau netral dari opini pengguna Twitter terkait hashtag #crypto. Dengan memanfaatkan Python TextBlob, analisis dilakukan terhadap 1032 tweet. Hasilnya menunjukkan bahwa sekitar 61,24% tweet menunjukkan sentimen positif, 28,68% bersifat netral, dan 10,07% menampilkan sentimen negatif. Dalam uji coba menggunakan algoritma Naive Bayes dengan pembagian data testing dan training 0.2 dan 0.8, ditemukan akurasi sekitar 71,98%. Selain itu, precision mencapai 83,04%, recall sekitar 60,88%, dan f1_score sekitar 65,07%. Algoritma Naive Bayes terbukti

efektif dalam menganalisis opini pengguna Twitter terhadap #crypto [6].

Aplikasi Adiraku diciptakan untuk memudahkan pelanggan dalam mendapatkan informasi seputar pembayaran cicilan, jatuh tempo, simulasi kredit, dan penawaran dari Adira Finance tanpa harus ke kantor cabang. Namun, banyaknya ulasan dari pengguna membuatnya sulit bagi pengembang untuk menganalisisnya secara manual. Oleh karena itu, dilakukan analisis sentimen untuk mengelompokkan ulasan sebagai positif atau negatif. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui pandangan pengguna terhadap layanan aplikasi tersebut melalui analisis sentimen menggunakan algoritma Support Vector Machine dan Naive Bayes. Data dari 2000 ulasan di Google Playstore dibagi menjadi kategori positif dan negatif, lalu dibagi menjadi 70% data latih dan 30% data uji. Hasilnya menunjukkan mayoritas ulasan positif, dengan 1412 ulasan positif dan 588 ulasan negatif. Algoritma Support Vector Machine mencapai akurasi tertinggi, 96%, sementara Naive Bayes memperoleh akurasi [7].

Penelitian pada aplikasi MyPertamina bertujuan untuk mengevaluasi sentimen ulasan di Google Play Store, memisahkan antara perspektif positif dan negatif. Data diambil dari sana menggunakan web scrapping lewat Google Colab, kemudian diberi label dan dibersihkan sebelum diklasifikasikan menggunakan Algoritma Naive Bayes. Hasilnya, diperoleh akurasi sekitar 77,42%, dengan nilai precision sekitar 49,98% dan recall sekitar 76,87%. Temuan ini memberikan pandangan yang lebih jelas mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi MyPertamina [8].

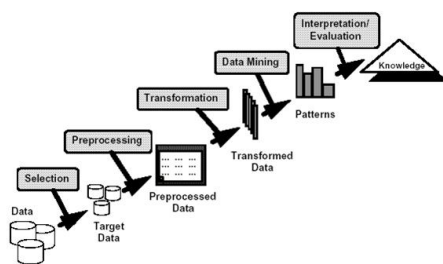
Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi sentimen pelanggan di Tokopedia dengan menggunakan Multinomial Naive Bayes sebagai alat klasifikasi. Multinomial Naive Bayes adalah model pengembangan dari Nave Bayes yang digunakan untuk menganalisis data diskrit, seperti jumlah kata dalam suatu dokumen. Penggunaan Metode Multinomial Naive Bayes dalam penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan opini pelanggan menjadi positif atau negatif untuk mengetahui faktor kepuasan pelanggan di Tokopedia. Selain itu, Chi-Square juga digunakan untuk menilai ketergantungan fitur terhadap kelas tertentu dan mem bantu dalam menghilangkan fitur-fitur yang mengganggu dalam proses klasifikasi. Hasil klasifikasi menggunakan Multinomial Naive Bayes tanpa Chi-Square menghasilkan akurasi dan statistik kappa sebesar 88% dan 75,95%, sedangkan dengan penggunaan Chi-Square menghasilkan akurasi dan statistik kappa sebesar 95% dan 89,99%. Dengan kata lain, Multinomial Naive Bayes menunjukkan kinerja yang efektif dalam menganalisis sentimen pelanggan di Tokopedia, dan penggunaan Chi-Square dalam seleksi fitur dapat meningkatkan akurasi klasifikasi [9].

Penelitian ini bertujuan membangun sebuah sistem yang dapat mengevaluasi sentimen masyarakat

dari ulasan mereka, memudahkan proses pemilahan informasi. Penggunaan algoritma Naïve Bayes Classifier dilakukan dalam analisis sentimen dengan membagi data menjadi 1179 untuk pelatihan dan pengujian, dengan rasio 70:30. Hasil klasifikasi pada pengujian menunjukkan tingkat keakuratan sebesar 83.3%. Ini bertujuan membantu pemerintah dalam memahami umpan balik masyarakat terhadap kebijakan serta mengetahui aspek yang perlu diperbaiki atau ditingkatkan [10].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan metode KDD (Knowledge Discovery in Databases) melalui pendekatan kuantitatif untuk penelitian Analisis sentimen aplikasi Binance menggunakan metode algoritma Naïve Bayes pada ulasan Google Play Store. Langkah-langkah metode penelitian dapat ditampilkan pada Gambar 3.1 Diagram Alur Penelitian yang meliputi pemahaman data, pembersihan data, ekstraksi fitur, pembuatan model sentimen, evaluasi model, analisis hasil, dan implementasi teknis menggunakan algoritma Naïve Bayes.



Gambar 1. Knowledge Discovery In Database

3.1. Selection

Proses analisis sentimen ulasan Binance di Google Play Store melibatkan langkah-langkah seperti pengumpulan ulasan dengan pemberian label sentimen, pra-pemrosesan data (pembersihan, tokenisasi, penghapusan kata-kata umum), pembagian data untuk pelatihan dan pengujian model Naïve Bayes, pelatihan model dengan data pelatihan, evaluasi kinerja model dengan data pengujian, serta validasi hasil prediksi untuk memastikan model dapat memahami dan memprediksi sentimen secara akurat.

3.2. Preprocessing

Dalam langkah awal analisis sentimen aplikasi Binance di Google Play Store menggunakan metode algoritma Naïve Bayes, proses pra-pemrosesan data menjadi kunci. Ini melibatkan pembersihan ulasan dari karakter khusus dan tautan, pembagian ulasan ke dalam kata-kata atau token (tokenisasi), penghapusan kata-kata umum yang tidak penting (stop words), serta penyederhanaan kata-kata ke bentuk dasar (lemmatisasi atau stemming). Setelah tahap ini, data siap untuk digunakan dalam melatih model Naïve Bayes agar dapat memahami dan memprediksi sentimen dari ulasan-ulasan tersebut.

3.3. Transformation

Dalam konteks analisis sentimen aplikasi Binance dengan metode algoritma Naïve Bayes pada ulasan di Google Play Store, proses transformasi sering melibatkan konversi teks ulasan menjadi representasi numerik. Ini termasuk pembagian ulasan menjadi kata-kata (tokenisasi), penghitungan frekuensi kemunculan setiap kata dalam setiap ulasan, dan pengubahan ulasan menjadi vektor numerik. Metode Naïve Bayes menggunakan representasi vektor ini untuk melatih model dan memprediksi sentimen berdasarkan kemungkinan kata-kata terkait dengan sentimen tertentu (positif atau negatif). Proses transformasi memungkinkan algoritma untuk memahami dan menganalisis pola sentimen dalam data teks.

3.4. Data Mining

Dalam analisis sentimen aplikasi Binance di Google Play Store dengan metode algoritma Naïve Bayes, Data Mining dilakukan dengan mengumpulkan ulasan, melakukan pra-pemrosesan data (pembersihan, tokenisasi, dan kategorisasi sentimen), dan menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk melatih model. Proses ini memungkinkan pemahaman lebih baik tentang pandangan pengguna terhadap aplikasi tersebut.

3.5. Evaluation

Dalam evaluasi analisis sentimen aplikasi Binance dengan metode algoritma Naïve Bayes pada ulasan Google Play Store, langkah penting termasuk penggunaan data pengujian untuk mengevaluasi kinerja model. Metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score digunakan untuk mengukur seberapa baik model ini memprediksi sentimen. Evaluasi ini membantu dalam memahami sejauh mana model dapat mengklasifikasikan sentimen ulasan dengan tepat, memberikan gambaran tentang kehandalan model dalam memahami dan merespons ulasan pengguna terhadap aplikasi Binance di Google Play Store.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengambilan Data

Proses Selection melibatkan pengumpulan ulasan pengguna aplikasi Binance dari Google Play Store menggunakan teknik scraping. Tujuannya adalah memperoleh dataset yang representatif dan relevan untuk analisis sentimen. Dengan dataset ini, diharapkan mencakup beragam pandangan dan pengalaman pengguna, menjadi landasan yang solid untuk analisis selanjutnya. Data tahap ini menampilkan hasil pengambilan data yang berjumlah 1000, dengan atribut tunggal yaitu 'content', yang merupakan data sekunder yang didapat dari proses scraping.

diinginkan dan penyesuaian teks agar lebih sederhana. Selain itu, pemrosesan stop word dilakukan untuk menghilangkan kata-kata umum yang kurang informatif, sehingga fokus pada kata-kata yang lebih bermakna dalam analisis sentimen.

	content	label	text_clean
0	Sangat bagus sekali dan rekomendasi utk pemula	Positif	sangat bagus sekali dan rekomendasi utk pemula
1	exchange terbaik di dunia, semua fitur lengkap...	Positif	exchange terbaik di dunia semua fitur lengkap d...
2	Delist koin MC tidak ada pemberitahuan sebelum...	Negatif	delist koin mc tidak ada pemberitahuan sebelum...
3	Apk udah kaya binomo udah kebanyakan di setting...	Negatif	apk udah kaya binomo udah kebanyakan di setting...
4	Ada yang membajak akunku menggunakan data prib...	Negatif	ada yang membajak akunku menggunakan data prib...
5	Aplikasi ini bagus berguna dan yang main awal...	Positif	aplikasi ini bagus berguna dan yang main awal...
6	mudah dipelajari, bagus sekali	Positif	mudah dipelajari bagus sekali
7	Yg masi pemula jgn main in karna pajak nya ma...	Negatif	yg masi pemula jgn main in karna pajak nya ma...
8	Scem doang Penipuan udah pernah pake developer...	Negatif	scem doang penipuan udah pernah pake developer...
9	saya pasang \$10 laba rugi saya pasang \$2 Tapi...	Negatif	saya pasang laba rugi saya pasang tapi kenap...

Gambar 5. Hasil Cleaning

	content	label	text_clean	text_stopword
0	Sangat bagus sekali dan rekomendasi utk pemula	Positif	sangat bagus sekali dan rekomendasi utk pemula	bagus rekomendasi utk pemula
1	exchange terbaik di dunia, semua fitur lengkap...	Positif	exchange terbaik di dunia semua fitur lengkap d...	exchange terbaik di dunia fitur lengkap d...
2	Delist koin MC tidak ada pemberitahuan sebelum...	Negatif	delist koin mc tidak ada pemberitahuan sebelum...	delist koin mc pemberitahuan email pemberitahu...
3	Apk udah kaya binomo udah kebanyakan di setting...	Negatif	apk udah kaya binomo udah kebanyakan di setting...	apk udah kaya binomo udah kebanyakan di setting me...
4	Ada yang membajak akunku menggunakan data prib...	Negatif	ada yang membajak akunku menggunakan data prib...	membajak akunku data pribadiku tanpa uatahan ka...
5	Aplikasi ini bagus berguna dan yang main awal...	Positif	aplikasi ini bagus berguna dan yang main awal...	aplikasi bagus berguna main emang apa suka ka...
6	mudah dipelajari, bagus sekali	Positif	mudah dipelajari bagus sekali	mudah dipelajari bagus
7	Yg masi pemula jgn main in karna pajak nya ma...	Negatif	yg masi pemula jgn main in karna pajak nya ma...	yg masi pemula jgn main karna pajak nya mahal...
8	Scem doang Penipuan udah pernah pake developer...	Negatif	scem doang penipuan udah pernah pake developer...	scem doang penipuan udah pake developernya ngi...
9	saya pasang \$10 laba rugi saya pasang \$2 Tapi...	Negatif	saya pasang laba rugi saya pasang tapi kenap...	pasang laba rugi pasang embi...

Gambar 6. Hasil Stopword Removal

4.2.3. Proses Tokenizing

Tokenizing adalah proses pemisahan teks menjadi potongan-potongan yang disebut sebagai token untuk kemudian di analisa. Kata, angka, simbol, tanda baca dan entitas penting lainnya dapat dianggap sebagai token. Didalam NLP, token diartikan sebagai “kata” meskipun tokenize juga dapat dilakukan pada paragraf maupun kalimat.

4.2.4. Proses Stemming

Stemming merupakan teknik untuk mengonversi bentuk kata ke bentuk dasarnya dengan memetakan dan mengurai kata tersebut. Di dalam konteks bahasa Indonesia, kita dapat menerapkan proses stemming menggunakan pustaka Python bernama Sastrawi yang telah diinisialisasi sebelumnya. Sastrawi memanfaatkan Algoritma Nazief dan Adriani yang dikhususkan untuk melakukan stemming pada bahasa Indonesia. Ini membantu dalam menyederhanakan kata-kata ke bentuk dasarnya.

	content	label	text_clean	text_stopword	text_stemmed
0	Sangat bagus sekali dan rekomendasi utk pemula	Positif	sangat bagus sekali dan rekomendasi utk pemula	bagus rekomendasi utk pemula	bagus rekomendasi utk pema
1	exchange terbaik di dunia, semua fitur lengkap...	Positif	exchange terbaik di dunia semua fitur lengkap d...	exchange terbaik di dunia fitur lengkap d...	exchange terba di duna fitur lengkap d...
2	Delist koin MC tidak ada pemberitahuan sebelum...	Negatif	delist koin mc tidak ada pemberitahuan sebelum...	delist koin mc pemberitahuan email pemberitahu...	delist koin mc pemberitahu email pemberitahu...
3	Apk udah kaya binomo udah kebanyakan di setting...	Negatif	apk udah kaya binomo udah kebanyakan di setting...	apk udah kaya binomo udah kebanyakan di setting me...	apk udah kaya binomo udah kabanng bng mending...
4	Ada yang membajak akunku menggunakan data prib...	Negatif	ada yang membajak akunku menggunakan data prib...	membajak akunku data pribadiku tanpa uatahan ka...	ada yang membajak akunku data pribadiku tanpa uatahan ka...
5	Aplikasi ini bagus berguna dan yang main awal...	Positif	aplikasi ini bagus berguna dan yang main awal...	aplikasi bagus berguna main emang apa suka ka...	aplikasi bagus guna main emang apa suka ka...
6	mudah dipelajari, bagus sekali	Positif	mudah dipelajari bagus sekali	mudah dipelajari bagus	mudah dipelajari bagus
7	Yg masi pemula jgn main in karna pajak nya ma...	Negatif	yg masi pemula jgn main in karna pajak nya ma...	yg masi pemula jgn main karna pajak nya mahal...	yg masi masi jgn main karna pajak nya m...
8	Scem doang Penipuan udah pernah pake developer...	Negatif	scem doang penipuan udah pernah pake developer...	scem doang penipuan udah pake developernya ngi...	scem doang penipuan udah pake developernya ngi...
9	saya pasang \$10 laba rugi saya pasang \$2 Tapi...	Negatif	saya pasang laba rugi saya pasang tapi kenap...	pasang laba rugi pasang embi...	pasang laba rugi pasang embi...
10	Selamat update modal jadi send gmn nih aplk...	Negatif	selamat update modal jadi send gmn nih aplk...	update modal jadi send gmn nih aplikasinya bkn...	selamat upde modal jadi send gmn nih aplk...
11	Capat verifikasi dan modal mendidatkan k...	Positif	capat verifikasi dan modal mendidatkan k...	cepat verifikasi modal mendidatkan k...	cepat verifikasi modal mendidatkan k...

Gambar 7. Hasil Stemming

4.3. Transformation

Pada tahap Transformation, ulasan aplikasi Binance diubah ke format yang sesuai untuk analisis sentimen. Langkah awal melibatkan ekstraksi fitur penting seperti kata kunci atau pola sentimen menggunakan Knowledge Discovery in Databases (KDD). Data diubah ke format yang bisa diproses oleh algoritma Naive Bayes, seperti vektor atau matriks. Proses ini mempersiapkan data sebelum analisis sentimen lebih lanjut, memungkinkan algoritma untuk memproses informasi ulasan dengan lebih efisien dan mendapatkan wawasan yang lebih mendalam tentang sentimen pengguna terhadap aplikasi Binance. Transformasi data ini penting dalam text mining, mengubah data teks menjadi format yang bisa dianalisis menggunakan algoritma seperti Naive Bayes.

	tfidfTransformer()
(0, 3775)	0.582982345232359
(0, 3135)	0.3484267046744491
(0, 3040)	0.17522824670202528
(0, 3506)	0.53308508703261747
(0, 3635)	0.2593966828613936
(0, 720)	0.14157968484794757
(0, 277)	0.2590925124796674
(1, 3616)	0.44380274740637057
(1, 3522)	0.40859251206292644
(1, 3475)	0.2288536557936573
(1, 3188)	0.2756480369342546
(1, 3040)	0.14438984796521736
(1, 1847)	0.2271791733586484
(1, 1539)	0.42747221611434904
(1, 1123)	0.17691067004747817
(1, 1086)	0.2282570888922937
(1, 1395)	0.4020672299268657
(1, 720)	0.11432081103040754
(2, 3882)	0.06358808746450749
(2, 3836)	0.2615301383969896
(2, 3606)	0.18328922812804267
(2, 3093)	0.23862044230308514
(2, 2638)	0.508487809518112
(2, 2018)	0.2912259449964125
(2, 1555)	0.18182752328585437
:	:
(999, 212)	0.30777833080879400
(999, 212)	0.16963483246708842
(999, 48)	0.30777833080879400
(999, 3887)	0.12056857005261728
(999, 3746)	0.80228085437154156
(999, 3636)	0.19254485958062195
(999, 3352)	0.12248881744344815
(999, 3362)	0.2695886080801770
(999, 3140)	0.1538727095912480
(999, 3087)	0.16556287951226434
(999, 2719)	0.23887483359392845

Gambar 8. Skema pembobotan TF-IDF

4.4. Data Mining

Dalam tahap Data Mining, model klasifikasi sentimen dibuat dengan algoritma Naive Bayes menggunakan dataset ulasan Binance yang telah diproses sebelumnya. Setelah melatih model, langkah berikutnya adalah menerapkannya pada ulasan baru untuk mengklasifikasikan sentimennya berdasarkan pembelajaran dari dataset sebelumnya. Proses ini membantu memprediksi dan mengelompokkan sentimen ulasan baru dengan efisien. Algoritma Naive Bayes dipilih karena kecepatan dan ketepatannya dalam mengklasifikasikan data, membangun model dari frekuensi kata-kata pada setiap kategori sentimen. Penelitian ini melakukan eksperimen dengan berbagai skema pembagian data latih dan uji untuk menemukan metode terbaik dalam memprediksi sentimen ulasan pengguna, mencatat hasilnya dalam tabel.

Tabel 2. Pembagian Dataset

No	Model	Data Latih	Data Latih
1	Model Pertama	90%	10%
2	Model Kedua	80%	20%
3	Model Ketiga	70%	30%
4	Model Keempat	60%	40%
5	Model Kelima	50%	50%

Memisahkan data menjadi data latih dan data uji sangat penting dalam analisis sentimen aplikasi Binance di Google Play Store menggunakan algoritma Naive Bayes. Data latih membantu model belajar pola-pola dalam ulasan, sedangkan data uji digunakan untuk menguji seberapa baik model dapat memahami ulasan yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hal ini membantu dalam memvalidasi kemampuan model dalam memproses ulasan yang baru.

```

#membagi data menjadi data training dan testing dengan test_size = 0.20 dan random state nya 0
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(data_clean['content'], data_clean['label'],
                                                test_size = 0.20,
                                                random_state = 0)

from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer

tfidf_vectorizer = TfidfVectorizer()
tfidf_train = tfidf_vectorizer.fit_transform(X_train)
tfidf_test = tfidf_vectorizer.transform(X_test)

print(X_train.shape)
print(y_train.shape)
print(X_test.shape)
print(y_test.shape)

(800,)
(800,)
(200,)
(200,)

```

Gambar 9. Splitting Data

Skrip pertama bertujuan untuk membagi dataset menjadi dua bagian: data latih dan data uji, guna melatih serta mengevaluasi model. Sebaliknya, skrip kedua fokus pada mengubah teks menjadi format vektor menggunakan teknik TF-IDF pada kedua jenis data. Setelah proses transformasi, skrip tersebut menampilkan dimensi atau ukuran dari dataset latih dan uji, membantu dalam mengecek jumlah sampel dan atribut pada keduanya.

4.5. Evaluation

Tahap Evaluasi dalam analisis sentimen melibatkan penilaian kinerja model dengan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score pada dataset uji. Hal ini memberikan gambaran seberapa baik model mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan dengan tepat. Selain itu, analisis distribusi sentimen dilakukan untuk memahami pandangan umum pengguna terhadap aplikasi Binance. Evaluasi ini penting untuk memastikan model memberikan hasil yang relevan dan akurat dalam mengidentifikasi sentimen dari ulasan aplikasi.

4.5.1. Hasil Akurasi, Precision, Recall dan F1-score

Hasil evaluasi menggunakan data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20% menunjukkan akurasi sebesar 94%. Ini mencerminkan bahwa model analisis sentimen berhasil memprediksi dengan benar 94% dari total sampel yang diuji. Akurasi mengukur seberapa tepat model dalam memprediksi kelas sentimen. Selain itu, precision, recall, dan F1-score memberikan informasi detail tentang kinerja model dalam mengklasifikasikan kelas tertentu dengan mempertimbangkan presisi dan kelengkapan prediksi.

```

MultinomialNB Accuracy: 0.945
MultinomialNB Precision: 0.8571428571428571
MultinomialNB Recall: 0.6923076923076923
MultinomialNB f1_score: 0.7659574468085107
confusion_matrix:
[[ 18  8]
 [ 3 171]]
=====

```

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.86	0.69	0.77	26
Positif	0.96	0.98	0.97	174
accuracy			0.94	200
macro avg	0.91	0.84	0.87	200
weighted avg	0.94	0.94	0.94	200

Gambar 10. Hasil Akurasi 80:20

4.5.2. Data Training 70 Data Testing 30

Hasil evaluasi menggunakan akurasi, presisi, recall, dan F1-score setelah membagi data menjadi 70% latih dan 30% uji menunjukkan tingkat akurasi sebesar 92%. Ini menandakan bahwa model analisis sentimen berhasil memprediksi dengan benar sekitar 92% dari total sampel yang diuji. Akurasi adalah ukuran untuk menilai seberapa tepat model dalam memprediksi kelas sentimen secara menyeluruh. Sementara presisi, recall, dan F1-score memberikan informasi lebih rinci tentang kemampuan model dalam mengklasifikasikan kelas-kelas tertentu dengan mempertimbangkan keseimbangan antara presisi dan kelengkapan prediksi.

```

MultinomialNB Accuracy: 0.92
MultinomialNB Precision: 0.8857142857142857
MultinomialNB Recall: 0.6078431372549019
MultinomialNB f1_score: 0.7209302325581395
confusion_matrix:
[[ 31 20]
 [ 4 245]]
=====

```

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.89	0.61	0.72	51
Positif	0.92	0.98	0.95	249
accuracy			0.92	300
macro avg	0.91	0.80	0.84	300
weighted avg	0.92	0.92	0.91	300

Gambar 11. Hasil Akurasi 70:30

4.5.3. Data Training 60 Data Testing 40

Hasil evaluasi menggunakan akurasi, presisi, recall, dan F1-score setelah membagi data menjadi 60% latih dan 40% uji juga mencapai akurasi sebesar 92%. Hal pentingnya adalah kesamaan akurasi antara hasil dari dua pembagian yang berbeda (70% latih dan 30% uji) menunjukkan konsistensi performa model dalam memprediksi sentimen meskipun proporsi pembagian data bervariasi. Ini menandakan bahwa model menunjukkan kinerja yang serupa dalam memprediksi sentimen, tidak peduli pada proporsi data latih dan uji yang berbeda.

```

MultinomialNB Accuracy: 0.92
MultinomialNB Precision: 0.8936170212765957
MultinomialNB Recall: 0.6086956521739131
MultinomialNB f1_score: 0.7241379310344828
confusion_matrix:
[[ 42  27]
 [ 5 326]]
=====

```

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.89	0.61	0.72	69
Positif	0.92	0.98	0.95	331
accuracy			0.92	400
macro avg	0.91	0.80	0.84	400
weighted avg	0.92	0.92	0.91	400

Gambar 12. Hasil Akurasi 60:40

4.5.4. Data Training 50 Data Testing 50

Hasil evaluasi dengan membagi data menjadi 50% latih dan 50% uji menunjukkan akurasi sebesar 92%. Pentingnya catatan bahwa akurasi yang tetap sama pada beberapa pembagian data yang berbeda (50% latih dan 50% uji, 60% latih dan 40% uji, dan 70% latih dan 30% uji) menunjukkan konsistensi kinerja model dalam memprediksi sentimen. Meskipun proporsi data latih dan uji bervariasi, model tetap memiliki akurasi yang stabil pada angka 92%. Hal ini menandakan kemampuan model yang seragam dalam memprediksi sentimen pada berbagai proporsi data latih dan uji.

```

MultinomialNB Accuracy: 0.922
MultinomialNB Precision: 0.864406779661017
MultinomialNB Recall: 0.6219512195121951
MultinomialNB f1_score: 0.723404255319149
confusion_matrix:
[[ 51  31]
 [ 8 410]]
=====

```

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.86	0.62	0.72	82
Positif	0.93	0.98	0.95	418
accuracy			0.92	500
macro avg	0.90	0.80	0.84	500
weighted avg	0.92	0.92	0.92	500

Gambar 13. Hasil Akurasi 50:50

4.5.5. Data Training 90 Data Testing 10

Hasil evaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score setelah membagi data menjadi 90% data latih dan 10% data uji menunjukkan tingkat akurasi sebesar 94%. Penting untuk dicatat bahwa hasil akurasi yang sama terjadi pada pembagian data yang berbeda (90% data latih dan 10% data uji, serta 80% data latih dan 20% data uji) yang juga menunjukkan akurasi 94%. Hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki kinerja yang konsisten dalam memprediksi sentimen walaupun proporsi data latih dan data uji berubah.

```

MultinomialNB Accuracy: 0.94
MultinomialNB Precision: 0.875
MultinomialNB Recall: 0.5833333333333334
MultinomialNB f1_score: 0.7000000000000001
confusion_matrix:
[[ 7  5]
 [ 1 87]]
=====

```

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.88	0.58	0.70	12
Positif	0.95	0.99	0.97	88
accuracy			0.94	100
macro avg	0.91	0.79	0.83	100
weighted avg	0.94	0.94	0.93	100

Gambar 14. Hasil Akurasi 90:10

Hasil Visualisasi WordCloud Positif & Negatif



WordCloud menampilkan kata-kata yang sering muncul dalam ulasan positif dan negatif tentang aplikasi Binance. Pada WordCloud ulasan positif, ukuran kata mencerminkan frekuensi kemunculan kata dalam ulasan yang mengungkapkan kepuasan atau kelebihan pengguna terhadap aplikasi. Ini memberi gambaran visual tentang aspek yang paling diapresiasi atau memberikan kesan baik menurut pengguna. Sementara itu, WordCloud ulasan negatif menampilkan kata-kata yang sering muncul dalam ulasan yang bersentimen negatif, menyoroti aspek yang menjadi sumber ketidakpuasan pengguna. Visualisasi ini membantu mengidentifikasi elemen yang perlu perbaikan atau peningkatan dalam pengalaman menggunakan aplikasi.

Rumus matriks kebingungan pada model klasifikasi dua kelas membantu mengevaluasi seberapa tepat model tersebut dalam mengklasifikasikan data sebagai positif atau negatif. Dengan melibatkan parameter seperti True Positive (TP), False Positive (FP), True Negative (TN), dan

False Negative (FN), rumus ini memberikan gambaran tentang seberapa baik model dalam memprediksi kelas-kelas tersebut.

Tabel 3. Nilai Hasil Confusion Matrix

	Prediksi Positif	Prediksi Negatif
Aktual Positif	TP	FN
Aktual Negatif	FP	TN

Tabel evaluasi menyediakan nilai True Positive (TP), False Positive (FP), False Negative (FN), dan True Negative (TN) yang berdasarkan hasil prediksi model terhadap data sebenarnya. Informasi ini krusial dalam menilai performa model klasifikasi dua kelas. Metrik evaluasi seperti TP, FP, FN, dan TN sangat penting untuk mengevaluasi kinerja model dalam machine learning dan data mining. Rumus-rumus yang diberikan memberikan pedoman dalam mengukur kualitas prediksi model terhadap data yang digunakan, dan menjadi landasan penting dalam mengukur metrik evaluasi.

Akurasi adalah pengukuran seberapa sering model memberikan prediksi yang tepat dari total prediksi yang dilakukan. Ini memberikan gambaran keseluruhan seberapa baik model memprediksi dengan benar. Namun, akurasi tidak selalu memberikan informasi yang lengkap terutama jika ada ketidakseimbangan jumlah kelas dalam data.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Dalam rumus ini:

- TP: True Positive (jumlah prediksi positif yang benar).
 TN: True Negative (jumlah prediksi negatif yang benar).
 FP: False Positive (jumlah prediksi negatif yang salah diprediksi sebagai positif).
 FN: False Negative (jumlah prediksi positif yang salah diprediksi sebagai negatif).

Presisi (Precision) adalah ukuran seberapa akurat model dalam memprediksi dengan tepat kelas tertentu dari semua prediksi positif yang diberikan. Ini menggambarkan proporsi prediksi positif yang benar dari total prediksi positif, memberi gambaran tentang ketepatan model dalam mengenali kelas tertentu. Semakin tinggi presisi, semakin sedikit prediksi positif yang keliru diprediksi sebagai kelas lain.

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP}$$

Dalam rumus ini:

- TP: True Positive (jumlah prediksi positif yang benar).
 FP: False Positive (jumlah prediksi negatif yang salah diprediksi sebagai positif).

C. Recall: Recall, yang juga dikenal sebagai Sensitivitas atau True Positive Rate (TPR), adalah

metrik yang menunjukkan kemampuan model untuk mengenali secara akurat seluruh kejadian yang benar dalam suatu kelas. Ini adalah proporsi dari kejadian positif yang berhasil teridentifikasi dari keseluruhan kejadian positif yang ada. Semakin tinggi recall, semakin sedikit kejadian positif yang tidak terdeteksi oleh model.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Dalam rumus ini:

- TP: True Positive (jumlah prediksi positif yang benar).
 FN: False Negative (jumlah prediksi positif yang salah diprediksi sebagai negatif).

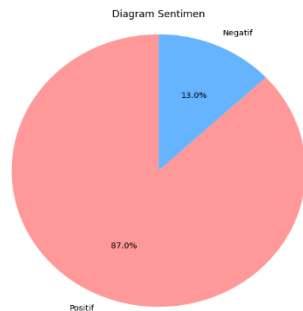
F1-Score adalah metrik evaluasi yang menggabungkan presisi (Precision) dan recall (Recall) menjadi satu nilai. Ini memberikan gambaran seimbang tentang seberapa baik model mengenali kelas tertentu dan mengidentifikasi seluruh kejadian yang benar dari kelas tersebut. Nilai tinggi menandakan keseimbangan yang baik antara presisi dan recall dalam model.

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall}$$

Ini adalah rata-rata harmonis dari presisi dan recall, menghasilkan nilai tunggal yang memberikan gambaran seimbang tentang kualitas prediksi model klasifikasi. Semakin tinggi nilai F1-Score.

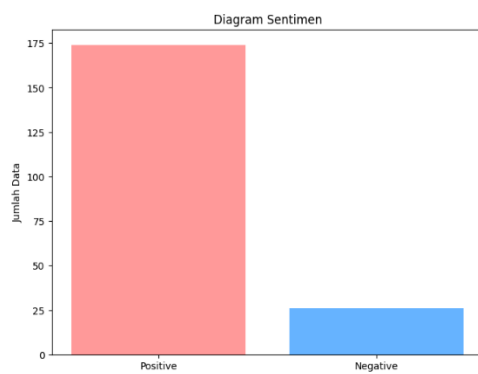
Model Naive Bayes merupakan algoritma klasifikasi yang memprediksi kelas target berdasarkan fitur-fitur yang ada. Evaluasi performanya dilakukan dengan dua dataset terpisah: data latih untuk melatih model dan data uji untuk mengujinya. Akurasi digunakan untuk menilai seberapa baik model memprediksi dengan benar dari total data uji. Jika akurasinya tinggi, artinya model berhasil belajar dari data latih dan dapat menerapkannya pada data uji yang baru. Namun, performa model bisa dipengaruhi oleh seimbangannya dataset, representasi fitur yang tepat, dan parameter yang digunakan.

Diagram pie chart menampilkan hasil analisis sentimen pada ulasan aplikasi Binance, menunjukkan bahwa nilai positif memiliki proporsi lebih besar daripada nilai negatif. Sebagai representasi visual, diagram ini memperlihatkan perbandingan proporsi antara nilai positif dan negatif dalam ulasan sentimen terhadap aplikasi tersebut. Mayoritas ulasan menunjukkan sentimen positif, menandakan persepsi umum pengguna terhadap kualitas atau kepuasan terhadap aplikasi tersebut.



Gambar 15. Diagram Persentase Sentimen

Dari diagram tersebut, sekitar 87% ulasan menunjukkan sentimen positif terhadap aplikasi Binance, menandakan mayoritas pengguna memberikan ulasan positif tentang pengalamannya dengan aplikasi tersebut. Di sisi lain, sekitar 13% ulasan menunjukkan sentimen negatif. Meskipun merupakan persentase yang lebih kecil, ulasan negatif bisa berisi masalah, kritik, atau pengalaman kurang memuaskan bagi pengguna. Diagram pie chart secara visual menggambarkan proporsi ulasan positif dan negatif, memberikan gambaran yang jelas tentang respons pengguna terhadap aplikasi Binance dalam hal sentimen.



Gambar 16. Diagram Jumlah Sentimen

Dari diagram sentimen, sekitar 87% ulasan aplikasi Binance memiliki sentimen positif, menunjukkan kepuasan dan pengalaman positif pengguna terhadap berbagai aspek aplikasi tersebut. Sebaliknya, sekitar 13% ulasan menunjukkan sentimen negatif, mungkin berisi kritik atau masalah yang dialami pengguna. Diagram ini memberikan gambaran visual tentang evaluasi ulasan terhadap aplikasi Binance, dengan mayoritas ulasan menunjukkan kesan positif.

Algoritma Naive Bayes dievaluasi menggunakan data latih dan uji pada analisis sentimen ulasan pengguna Binance. Evaluasi mempertimbangkan akurasi, presisi, recall, dan F1-Score dari confusion matrix yang dihasilkan. Sebelum prediksi pada data uji, model dilatih dengan data latih, yang telah diproses menggunakan CountVectorizer dan TF-IDF untuk representasi vektor kata dan pembobotan. Proses latihan ini memungkinkan model

memahami pola ulasan pengguna Binance. Data latih mengalami preprocessing dan ekstraksi fitur dengan CountVectorizer dan TF-IDF, mengubah teks ke bentuk numerik yang bisa dipahami model Naive Bayes. Representasi vektor TF-IDF menunjukkan bobot kata penting dalam tiap ulasan, memberi informasi numerik yang penting bagi model. Proses ini krusial karena membantu model memahami dan mengklasifikasikan sentimen ulasan dengan lebih tepat, mengidentifikasi pola yang membedakan ulasan positif dan negatif. Ini berpengaruh pada kinerja dan akurasi algoritma Naive Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna Binance.

Tabel 4. Hasil Akurasi Data Uji

No	Model	Akurasi
1	50:50	92%
2	60:40	92%
3	70:30	92%
4	80:20	94%
5	90:10	94%
Rata-rata		92,8%

Algoritma Naive Bayes dievaluasi menggunakan data latih dan uji pada analisis sentimen ulasan pengguna Binance. Evaluasi mempertimbangkan akurasi, presisi, recall, dan F1-Score dari confusion matrix yang dihasilkan. Sebelum prediksi pada data uji, model dilatih dengan data latih, yang telah diproses menggunakan CountVectorizer dan TF-IDF untuk representasi vektor kata dan pembobotan. Proses latihan ini memungkinkan model memahami pola ulasan pengguna Binance. Data latih mengalami preprocessing dan ekstraksi fitur dengan CountVectorizer dan TF-IDF, mengubah teks ke bentuk numerik yang bisa dipahami model Naive Bayes. Representasi vektor TF-IDF menunjukkan bobot kata penting dalam tiap ulasan, memberi informasi numerik yang penting bagi model. Proses ini krusial karena membantu model memahami dan mengklasifikasikan sentimen ulasan dengan lebih tepat, mengidentifikasi pola yang membedakan ulasan positif dan negatif. Ini berpengaruh pada kinerja dan akurasi algoritma Naive Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna Binance.

Tabel tersebut menunjukkan hasil akurasi lima model berbeda dalam menganalisis ulasan pada aplikasi Binance. Kolom "No" menandakan nomor model, "Model" membandingkan ulasan positif dan negatif, sementara "Akurasi" menunjukkan tingkat keakuratan tiap model. Model-model tersebut memiliki variasi perbandingan antara ulasan positif dan negatif. Misalnya, model 50:50, 60:40, dan 70:30 memiliki akurasi sama, yakni 92%. Sementara itu, model dengan fokus lebih besar pada ulasan positif seperti 80:20 dan 90:10, memiliki akurasi sedikit lebih tinggi, yaitu 94%. Secara keseluruhan, rata-rata akurasi kelima model tersebut adalah sekitar 92,8%.

Meskipun variasi perbandingannya berbeda, akurasi secara umum relatif stabil, dengan model-model yang lebih cenderung pada ulasan positif memiliki tingkat akurasi yang sedikit lebih tinggi.

Tabel 5. Confusion Matrix Model Kedua

Model 2	Kelas Positif Prediksi	Kelas Negatif Prediksi
Kelas Positif	171	3
Kelas Negatif	8	18

Tabel "Confusion Matrix Model Kedua" memberikan gambaran tentang bagaimana model kedua melakukan prediksi terhadap dua kelas: Kelas Positif dan Kelas Negatif. Dalam tabel ini, ada empat kotak yang mewakili hasil prediksi model. Prediksi yang tepat untuk Kelas Positif mencapai 171 dari total kasus yang memang positif. Untuk Kelas Negatif, model berhasil memprediksi dengan tepat sebanyak 18 kasus dari total kasus yang memang negatif. Namun, terdapat 8 kasus yang sebenarnya negatif tetapi diprediksi sebagai positif, dan 3 kasus positif yang salah diprediksi sebagai negatif. Tabel ini memberi informasi tentang keakuratan model dalam memprediksi kedua kelas, dan jenis kesalahan yang terjadi. Informasi ini sangat berguna dalam mengevaluasi performa model, memahami perbedaan antara kedua kelas, dan memperbaiki kelemahan untuk meningkatkan akurasi prediksi.

Tabel 6. Hasil Akurasi Model Kedua

	AKURASI	PRESISI
Model Kedua	94%	85%

Sebelum mendapatkan nilai yang tercantum pada Tabel 6 langkah awalnya adalah melakukan perhitungan nilai presisi, recall, dan F1-score untuk setiap kelas. Sebelumnya, untuk menghitung akurasi, kita menggunakan rumus:

$$Akurasi = \frac{171 + 18}{171 + 18 + 8 + 3} \times 100\% = 0.945 = 94\%$$

Kelas Positif :

$$Precision = \frac{171}{171 + 8} = 0.955$$

$$Recall = \frac{171}{171 + 3} = 0.982$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{0.955 \times 0.982}{0.955 + 0.982} = 1.93$$

Kelas Negatif :

$$Precision = \frac{18}{18 + 8} = 0.692$$

$$Recall = \frac{18}{18 + 3} = 0.857$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{0.692 \times 0.857}{0.692 + 0.857} = 0.764$$

Setelah menghitung nilai di setiap kelas, langkah berikutnya adalah menghitung rata-rata dari masing-masing kelas sebagai berikut:

$$Precision = \frac{0.692 + 0.955}{2} = 0.823 = 82,3\%$$

$$Recall = \frac{0.857 + 0.982}{2} = 0.9195 = 92\%$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{0.764 + 1.93}{2} = 2.694 = 269\%$$

Model klasifikasi pada tabel memberikan hasil prediksi untuk kelas positif dan negatif dalam analisis sentimen ulasan aplikasi Binance. Dari total data yang aslinya merupakan kelas positif, model berhasil memprediksi 171 data dengan benar (True Positives), namun 3 data yang seharusnya positif diprediksi sebagai negatif (False Negatives). Dari data yang aslinya kelas negatif, model memprediksi dengan benar 18 data sebagai negatif (True Negatives), tetapi 8 data negatif diprediksi sebagai positif (False Positives). Metrik evaluasi seperti presisi, recall, dan F1-Score digunakan untuk menilai kinerja model dalam mengklasifikasikan kedua kelas ini. Hasil perhitungan menunjukkan akurasi model sebesar 94%. Precision yang tinggi pada kelas positif (95,5%) menunjukkan ketepatan dalam mengidentifikasi sentimen positif, sedangkan recall yang tinggi (98,2%) menandakan sedikitnya nilai positif yang terlewatkan. F1-Score yang tinggi pada kelas positif (1,93) menunjukkan keseimbangan antara precision dan recall yang baik. Di sisi lain, kelas negatif menunjukkan precision yang lebih rendah (69,2%), meski recall (85,7%) menunjukkan sedikitnya nilai negatif yang terlewatkan. F1-Score kelas negatif (0,764) menunjukkan performa cukup baik dalam mengkompromikan precision dan recall. Rata-rata precision, recall, dan F1-Score secara berurutan adalah 82,3%, 91,95%, dan 269%, memberikan gambaran komprehensif tentang kemampuan model dalam mengklasifikasikan data pada setiap kelas serta kehandalannya dalam menganalisis sentimen pada ulasan aplikasi Binance. Dengan akurasi 94%, model ini berhasil memprediksi sentimen dengan tepat pada sebagian besar data yang dievaluasi.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil penelitian yang dilakukan menunjukkan beberapa kesimpulan yang bisa diambil: Bagaimana pendapat pengguna terhadap aplikasi Binance di platform Google Play Store bisa dikelompokkan sebagai positif atau negatif menggunakan metode algoritma Naive Bayes? Penelitian ini menggunakan algoritma Naive Bayes untuk mengklasifikasikan ulasan pengguna aplikasi Binance sebagai sentimen positif atau negatif. Pendekatan ini tidak mengandalkan penafsiran subjektif, melainkan menggunakan data dari Google Play Store untuk

memberikan analisis objektif berdasarkan pola kata-kata yang ada dalam ulasan tersebut. Algoritma Naive Bayes berhasil mencapai akurasi rata-rata sekitar 92,8%, menunjukkan keberhasilannya dalam memprediksi dengan tepat sentimen ulasan pengguna. Namun, evaluasi model menunjukkan perbedaan kinerja antara kelas sentimen positif dan negatif. Hal ini menegaskan bahwa meskipun algoritma mampu mengenali sentimen positif dengan baik, identifikasi sentimen negatif membutuhkan fokus lebih lanjut. Dalam konteks ini, terdapat ruang untuk peningkatan yang dapat meningkatkan ketepatan algoritma Naive Bayes dalam mengidentifikasi sentimen negatif.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, beberapa saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah: Meneliti strategi yang dapat diterapkan untuk meningkatkan kemampuan algoritma Naive Bayes dalam mengenali sentimen negatif dengan lebih akurat. Fokus pada peningkatan performa klasifikasi terutama pada kelompok sentimen yang cenderung lebih sulit untuk diidentifikasi dalam analisis. Melakukan penelitian lebih lanjut yang menggabungkan algoritma Naive Bayes dengan metode analisis sentimen lainnya. Pendekatan ini dapat memperluas cakupan penilaian sentimen ulasan pengguna dengan mengintegrasikan berbagai model untuk meningkatkan akurasi serta ketepatan dalam mengklasifikasikan ulasan-ulasan yang kompleks dan subjektif. Mengeksplorasi kemungkinan memperluas studi untuk melibatkan beragam platform serta bahasa dalam mengevaluasi ulasan pengguna. Hal ini akan memberikan pemahaman yang lebih komprehensif tentang sentimen terhadap aplikasi Binance dari berbagai komunitas pengguna.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Raffi, A. Suharso, and I. Maulana, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Binar Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *INTECOMS J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 6, no. 1, pp. 450–462, 2023, doi: 10.31539/intecom.v6i1.6117.
- [2] N. Herlinawati, Y. Yuliani, S. Faizah, W. Gata, and S. Samudi, "Analisis Sentimen Zoom Cloud Meetings di Play Store Menggunakan Naive Bayes dan Support Vector Machine," *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, vol. 5, no. 2, p. 293, 2020, doi: 10.24114/cess.v5i2.18186.
- [3] A. K. Dewi, "Analisis Sentimen Ekspedisi Sicepat Dari Ulasan Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 2, pp. 796–805, 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i2.1802.
- [4] Z. Annisa and B. S. S. Ulama, "Analisis Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi 'PeduliLindungi' pada Google Play Store Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier Model Multinomial," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 11, no. 6, 2023, doi: 10.12962/j23373520.v11i6.94064.
- [5] A. R. Fauzi, A. Hadi, and M. Hasbi, "Analisis Tingkat Kepuasan Pengguna Apex Mobile Berdasarkan Rating Dan Ulasan Google Play Store Menggunakan Naive Bayes," vol. 1, no. 1, pp. 17–21, 2023.
- [6] R. Azhar, A. Surahman, and C. Juliane, "Analisis Sentimen Terhadap Cryptocurrency Berbasis Python TextBlob Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 6, no. 1, pp. 267–281, 2022.
- [7] B. Padilah, A. R. Pratama, and A. R. Juwita, "Analysis of Sentiment Adiraku App Reviews on Google Play Store Using Vector Machine Support Algorithm and Naive Bayes," *J. Sisfotek Glob.*, vol. 13, no. 1, p. 8, 2023, doi: 10.38101/sisfotek.v13i1.2943.
- [8] F. Setya Ananto and F. N. Hasan, "Implementasi Algoritma Naive 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>
- [9] T. Ernayanti, M. Mustafid, A. Rusgiyono, and A. R. Hakim, "Penggunaan Seleksi Fitur Chi-Square Dan Algoritma Multinomial Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Pelanggan Tokopedia," *J. Gaussian*, vol. 11, no. 4, pp. 562–571, 2023, doi: 10.14710/j.gauss.11.4.562-571.
- [10] G. K. Locarso, "Analisis Sentimen Review Aplikasi Pedulilindungi Pada Google Play Store Menggunakan NBC," *J. Tek. Inform. Kaputama*, vol. 6, no. 2, pp. 353–361, 2022.