



Artikel Penelitian

Analisis Sentimen Algoritma Naïve Bayes, Support Vector Machine, dan Random Forest Pada Ulasan Aplikasi Ajaib

Nanda Dwi Kurniawan^a, Praditya Rendi Ferdian^b, Nurtriana Hidayati^{c}**^{abc}Program Studi Sistem Informasi, Universitas Semarang, Kota Semarang 50196, Indonesia*

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima Redaksi: 24 Desember 2024

Revisi Akhir: 14 Mei 2025

Diterbitkan Online: 23 Mei 2025

KATA KUNCI

Aplikasi Ajaib,
Investasi,
Naïve Bayes, SVM,
Random Forest.

KORESPONDENSI

E-mail: anna@usm.ac.id*

A B S T R A C T

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pada ulasan pengguna aplikasi Ajaib di Google Play Store menggunakan tiga algoritma machine learning: Naive Bayes, Support Vector Machine (SVM), dan Random Forest. Data ulasan sebanyak 2.000 dikumpulkan melalui web scraping menggunakan library google-play-scraper dan diproses melalui tahap normalisasi, case folding, pembersihan, tokenisasi, dan penghilangan stopwords. Data dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji dengan label sentimen diatas 3 (positif), 3 (netral), dan dibawah 3 (negatif). Hasil menunjukkan Random Forest unggul secara keseluruhan dengan recall 95% dan F1-score 91%, sementara SVM mencatatkan akurasi tertinggi 91%, dan Naive Bayes kompetitif dengan presisi 91%. Berdasarkan evaluasi terhadap keempat metrik utama, Random Forest direkomendasikan untuk analisis sentimen ulasan aplikasi Ajaib karena kemampuannya yang konsisten dalam mengidentifikasi ulasan positif. Penelitian ini memberikan panduan efektif dalam memilih algoritma machine learning untuk analisis sentimen di platform aplikasi mobile.

1. PENDAHULUAN

Investasi adalah aktivitas mengalokasikan atau menukar uang atau kekayaan menjadi aset lain yang bertujuan untuk memperoleh keuntungan di masa mendatang [1]. Di antara berbagai cara berinvestasi, salah satu yang umum dikenal adalah investasi di Pasar Modal, yang menawarkan berbagai surat berharga seperti saham, reksadana, obligasi, dan surat berharga lainnya [2]. Seiring berkembangnya model investasi, teknologi yang digunakan dalam investasi juga semakin beragam. Perkembangan teknologi investasi saat ini telah mengalami kemajuan pesat, dengan berbagai inovasi yang mempermudah masyarakat untuk berinvestasi. Bahkan, teknologi kini tidak dapat dipisahkan dari investasi karena perannya yang sangat penting dalam pengembangan sektor keuangan.

Kehadiran teknologi yang masuk ke berbagai aspek kehidupan, termasuk aktivitas investasi di Indonesia, telah mendorong

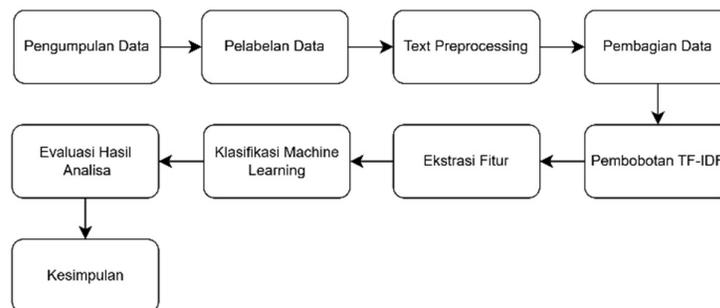
berkembangnya Platform Investasi Digital di kalangan masyarakat. Fenomena ini menarik perhatian berbagai pihak, dengan POJK No. 13/POJK.02/2018 sebagai landasan hukum yang mengatur tentang inovasi keuangan digital di sektor jasa keuangan. Sejalan dengan hal tersebut, meningkatnya transaksi keuangan melalui Internet telah menjadi pendorong utama perkembangan signifikan dalam sektor pembayaran digital. [3]. Pengaruh dari perkembangan teknologi investasi yaitu semakin banyak perusahaan yang menyediakan berbagai macam aplikasi investasi, salah satunya Ajaib yang tersedia di Google Play Store, yang merupakan sebuah platform digital yang dikelola oleh Google, di mana terdapat sebuah pasar untuk menjual berbagai produk seperti aplikasi, permainan, buku, serta hiburan seperti musik, film, dan acara televisi [4]. Di Indonesia sendiri sudah cukup banyak aplikasi di bidang keuangan khususnya investasi seperti Ajaib, namun aplikasi tersebut pastinya memiliki kelebihan dan kekurangan. Dan para pengguna menyampaikan itu di dalam bagian komentar di Google Play Store, dimana para pengguna bisa menyampaikan kritik maupun saran pada sebuah

aplikasi. Kritik yang terdapat pada bagian komentar menjadi acuan pengembang untuk meningkatkan kualitas dan memperbaiki aplikasinya [5][6]. Analisis sentimen merupakan suatu pendekatan penelitian yang bertujuan mengevaluasi dan mengklasifikasikan emosi atau sikap yang terkandung dalam teks menggunakan media digital, khususnya pada area komentar. Metode ini fokus pada proses pembedaan teks berdasarkan muatan sentimen, dengan cara mengidentifikasi apakah suatu pernyataan atau kalimat mengandung konotasi positif atau negatif terhadap subjek tertentu [7][8]. Teknik ini dilakukan dengan mengeksplorasi dan menganalisis teks yang tidak terstruktur untuk memahami pendapat publik tentang berbagai produk, topik, atau layanan tertentu [9]. Analisis sentimen juga memungkinkan perusahaan untuk memahami pendapat pelanggan melalui teknologi kecerdasan buatan, membantu mereka mengambil keputusan lebih baik dalam pengembangan produk dan pengelolaan merek [10].

Penelitian sebelumnya mengenai analisis sentimen yang dilakukan oleh Friska Aditia Indriyani dkk berfokus pada analisis sentimen terhadap ulasan pengguna TikTok, sebuah platform media sosial yang sangat populer dan memiliki dampak signifikan, terutama bagi pengguna anak di bawah umur. Untuk menganalisis opini pengguna, peneliti menggunakan metode klasifikasi statistik yaitu algoritma Naïve Bayes dan SVM. Penilaian dilakukan dengan mengklasifikasikan ulasan ke dalam dua kategori, yaitu positif dan negatif, dengan menggunakan sampel sebanyak 2000 data. Hasil penelitian menunjukkan bahwa dari keseluruhan data, 76.7% ulasan berlabel positif dan 23.3% berlabel negatif. Secara performa algoritma, metode SVM menunjukkan hasil yang lebih unggul dengan tingkat akurasi 84%, sementara metode Naïve Bayes mencapai akurasi 79%, yang mengindikasikan bahwa SVM menunjukkan keunggulan dalam mengelompokkan sentimen ulasan pengguna TikTok secara lebih efektif [11]. Adi Ariyo Munandar dkk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan aplikasi pendidikan (Ruang Guru, Zenius, dan Quipper) yang tersedia di Google Play Store menggunakan teknik web scraping dan algoritma SVM. Proses penelitian diawali dengan pengumpulan data sebanyak 30.000 ulasan (10.000 ulasan per aplikasi) melalui library google-play-scraper, dengan tahapan scraping yang meliputi Fetching, Extraction, dan Transformation. Evaluasi dilakukan melalui serangkaian tahap preprocessing data yang mencakup

normalisasi, case folding, cleaning, tokenizing, dan penghapusan stopword, dengan pembagian data latih 90% dan data uji 10%. Data diberi label sentimen dengan nilai 1 (positif), 0 (netral), dan -1 (negatif). Berdasarkan hasil penelitian, Ruang Guru menunjukkan sentimen positif yang paling tinggi, dengan akurasi klasifikasi SVM mencapai 99%, diikuti Zenius dengan 96%, dan Quipper dengan 82%. Meskipun terdapat perbedaan akurasi, ketiga aplikasi secara umum menerima respons positif dari pengguna [12]. Bagas Akbar Maulana dkk melakukan analisis sentimen pada ulasan aplikasi Pluang, Sebuah platform investasi digital yang menyediakan berbagai jenis produk investasi, seperti emas, saham, dan reksa dana, dievaluasi dengan menggunakan dua metode klasifikasi sentimen, yaitu Naive Bayes dan SVM, dengan tujuan mengidentifikasi dan mengklasifikasikan sentimen ulasan menjadi kategori positif, negatif, atau netral. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVM secara signifikan mengungguli model Naive Bayes, dengan performa yang sangat baik: SVM mencatat akurasi 99,50%, presisi 99,67%, recall 99,33%, dan skor F1 99,50%, sementara Naive Bayes mencatat akurasi 99,25%, presisi 99,44%, recall 99,06%, dan skor F1 99,25%. Kelebihan SVM ada pada kemampuannya dalam membedakan antara teks yang bersifat positif dan negatif lebih efektif. Hal ini terjadi karena data negatif memiliki karakter yang lebih bervariasi. Selain itu, SVM memiliki kemampuan untuk mengubah data ke dalam ruang dimensi yang lebih tinggi guna meningkatkan pemisahan antar kelas dengan menggunakan teknik kernel. Ini membuat SVM lebih efektif dalam memahami hubungan antar data [13].

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan komparasi performa tiga algoritma machine learning (Naive Bayes, SVM, dan Random Forest) dalam menganalisis sentimen ulasan aplikasi Ajaib di Google Play Store. Melalui evaluasi menyeluruh yang melibatkan akurasi, presisi, recall, dan F1-score, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi algoritma paling efektif dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna. Fokus utama adalah membandingkan secara sistematis kinerja algoritma dalam menganalisis pola sentimen ulasan, dengan tujuan memberikan pemahaman yang lebih baik mengenai pandangan dan pengalaman pengguna serta memberikan kontribusi metodologis dalam pengembangan pendekatan analisis sentimen pada aplikasi mobile, khususnya dalam domain aplikasi investasi.



Gambar 1. Metode Penelitian

1.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan teknik scraping untuk mengumpulkan ulasan dari aplikasi Bibit di Google Play Store

pada tanggal 9 Desember 2024. Dengan memanfaatkan library Python google-play-scraper dan menggunakan Token untuk otorisasi, data ulasan yang diambil adalah 2.000 ulasan. Proses pengumpulan data dilakukan melalui sistem scraping yang terstruktur, di mana data hasil ekstraksi langsung dimasukkan ke dalam spreadsheet untuk analisis lebih lanjut. Metode ini memungkinkan peneliti memperoleh dataset komprehensif yang mencerminkan pengalaman pengguna terhadap aplikasi investasi digital tersebut, terlihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengumpulan Data

id	userName	content	score
1	Yahani Civing	Belum coba jadi 3 dulu	3
2	ainun huda	[Ahud388]...Apk Ajaib memang apk yang mudah digunakan...	5
3	Tamara Nurozah	Sebagai pemula di bidang trading ...	5
...
2000	Makima	Payah mau hapus akun aja perlu ...	1

1.2. Pelabelan Data

Proses pelabelan data dilakukan dengan mengkategorikan skor ulasan ke dalam tiga kelompok sentimen berbeda. Kategorisasi sentimen dilakukan berdasarkan nilai skor ulasan, dengan skor di atas 3 diklasifikasikan sebagai sentimen positif, skor di bawah 3 diklasifikasikan sebagai sentimen negatif, dan skor tepat 3 diklasifikasikan sebagai sentimen netral. Metode pelabelan ini memungkinkan peneliti untuk mengubah data skor menjadi kategori sentimen yang jelas dan terukur, sehingga memudahkan analisis lebih lanjut tentang persepsi pengguna terhadap aplikasi yang diteliti [14].

1.3. Text Preprocessing

Text Processing merupakan proses awal dalam pembersihan dan penyiapan data teks yang bertujuan untuk menghilangkan kata-kata atau elemen yang tidak memiliki makna atau relevansi. Keseluruhan proses dilakukan secara otomatis menggunakan pemrograman Python, yang memungkinkan efisiensi dan akurasi dalam pengolahan data [15]. Adapun tahapan yang seperti berikut.

2.3.1. Case Folding

Case folding adalah proses preprocessing yang merubah teks menjadi huruf kecil secara keseluruhan bertujuan untuk menyeragamkan format teks, mengurangi variasi penulisan, dan memastikan konsistensi data [16]. Terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Case Folding

Ulasan	Case Folding
Sekedar usulan aja.klu bisa ajaib ada ajaib ke 2. Ajaib syariah.jd ada akun lagi,biar mantap.....	sekedar usulan aja.klu bisa ajaib ada ajaib ke 2. ajaib syariah.jd ada akun lagi,biar mantap.....
Ga jelas. Daftar cuma bisa pakai bca permata. Masak cuma mau pakai app ini harus pergi ke bank daftar rekening baru. Lebih baik pakai pintu ga ribet.	ga jelas. daftar cuma bisa pakai bca permata. masak cuma mau pakai app ini harus pergi ke bank daftar rekening baru. lebih baik pakai pintu ga ribet.
Susah banget sih lu daftar doang padahal ga lewat 5 menit, udah foto ktp dengan jelas, malah disuruh nunggu 24 jam, di yang lain ga kaya gitu,nyusahin doang mau inves dibikin susah	susah banget sih lu daftar doang padahal ga lewat 5 menit, udah foto ktp dengan jelas, malah disuruh nunggu 24 jam di yang lain ga kaya gitu,nyusahin doang mau inves dibikin susah

2.3.2. Text Cleaning

Text cleaning adalah proses preprocessing untuk menghapus elemen tidak relevan seperti tanda baca, simbol, emotikon, URL, dan angka [17]. Tujuannya adalah membersihkan teks dari noise untuk meningkatkan kualitas dan fokus data sebelum analisis. Terlihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Text Cleaning

Case Folding	Text Cleaning
sekedar usulan aja.klu bisa ajaib ada ajaib ke 2. ajaib syariah.jd ada akun lagi,biar mantap.....	sekedar usulan ajaklu bisa ajaib ada ajaib ke ajaib syariahjd ada akun lagi,biar mantap
ga jelas. daftar cuma bisa pakai bca permata. masak cuma mau pakai app ini harus pergi ke bank daftar rekening baru. lebih baik pakai pintu ga ribet.	ga jelas daftar cuma bisa pakai bca permata masak cuma mau pakai app ini harus pergi ke bank daftar rekening baru lebih baik pakai pintu ga ribet
susah banget sih lu daftar doang padahal ga lewat 5 menit, udah foto ktp dengan jelas, malah disuruh nunggu 24 jam di yang lain ga kaya gitu,nyusahin doang mau inves dibikin susah	susah banget sih lu daftar doang padahal ga lewat menit udah foto ktp dengan jelas malah disuruh nunggu jam di yang lain ga kaya gitunysusahin doang mau inves dibikin susah

2.3.3. Tokenizing

Tokenizing adalah proses pemisahan teks menjadi kata-kata atau token bertujuan untuk mempermudah analisis, seperti menghitung frekuensi kata [18]. Proses ini mengubah format teks lebih terstruktur dan siap untuk diolah, terlihat pada Tabel 4.

2.3.4. Text Stopword

Text stopword adalah tahap untuk menghapus kata-kata umum yang tidak memberikan informasi penting, seperti "dan," "atau," dan "yang," guna meningkatkan fokus analisis pada kata-kata yang lebih relevan [19]. Terlihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Stopword

Tokenize	Text Stopword
['sekedar', 'usulan', 'ajaklu', 'ajaib', 'ajaib', 'ajaib', 'syariahjd', 'akun', 'lagibiar', 'mantap']	sekedar usulan ajaklu ajaib ajaib ajaib syariahjd akun lagibiar mantap
['ga', 'daftar', 'pakai', 'bca', 'permata', 'masak', 'pakai', 'app', 'pergi', 'bank', 'daftar', 'rekening', 'pakai', 'pintu', 'ga', 'ribet']	ga daftar pakai bca permata masak pakai app pergi bank daftar rekening pakai pintu ga ribet
['susah', 'banget', 'sih', 'lu', 'daftar', 'doang', 'ga', 'menit', 'udah', 'foto', 'ktp', 'disuruh', 'nunggu', 'jam', 'ga', 'kaya', 'gitunusahin', 'doang', 'inves', 'dibikin', 'susah']	susah banget sih lu daftar doang ga menit udah foto ktp disuruh nunggu jam ga kaya gitunusahin doang inves dibikin susah

2.3.5. Stemming

Stemming adalah teknik untuk menghilangkan imbuhan dari kata dan memperoleh kata dasar, sehingga variasi kata yang memiliki akar sama dapat diperlakukan sebagai satu kesatuan [20]. Proses ini menyederhanakan analisis teks dan meningkatkan akurasi pengolahan data, terlihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Text Stemming

Text Stopword	Text Stemming
sekedar usulan ajaklu ajaib ajaib ajaib syariahjd akun lagibiar mantap	dar usul ajaklu ajaib ajaib ajaib syariahjd akun lagibiar mantap
ga daftar pakai bca permata masak pakai app pergi bank daftar rekening pakai pintu ga ribet	ga daftar pakai bca permata masak pakai app pergi bank daftar rekening pakai pintu ga ribet
susah banget sih lu daftar doang ga menit udah foto ktp disuruh nunggu jam ga kaya gitunusahin doang inves dibikin susah	susah banget sih lu daftar doang ga menit udah foto ktp suruh nunggu jam ga kaya gitunusahin doang inves bikin susah

1.4. Pembagian Data

Setelah proses preprocessing selesai, data ulasan dibagi menjadi dua kategori yaitu data latih dan data uji, dengan menggunakan random state 42 untuk menjamin hasil yang dapat direproduksi. Pembagian dataset dilakukan dengan proporsi 80% untuk data latih (1.600 data) dan 20% untuk data uji (400 data), yang bertujuan untuk melatih model machine learning dan memverifikasi akurasi model sebelum digunakan. Metode pembagian ini memungkinkan peneliti untuk menggunakan mayoritas data dalam proses pelatihan model, sambil menyisihkan sebagian kecil data untuk menguji performa dan kehandalan model yang dikembangkan.



Gambar 2. Pembagian Data

1.5. Pembobotan TF-IDF

Pembobotan TF-IDF merupakan metode yang digunakan untuk memberikan bobot pada kata-kata dalam proses ekstraksi informasi. Metode ini menggabungkan dua komponen utama: Term Frequency (TF) dan Inverse Document Frequency (IDF). TF mengukur frekuensi kemunculan suatu kata dalam dokumen, dengan asumsi bahwa semakin sering kata tersebut muncul, semakin tinggi bobotnya. Sementara itu, IDF mengukur pentingnya suatu kata dalam keseluruhan koleksi dokumen, dengan tujuan menurunkan bobot untuk kata-kata yang sering muncul di banyak dokumen dan meningkatkan bobot untuk kata-kata yang jarang muncul namun penting, dengan mempertimbangkan seberapa penting atau unik kata tersebut [21]. Metode ini digunakan dalam bidang information retrieval untuk memberikan bobot yang akurat pada setiap kata, memungkinkan sistem untuk memahami relevansi dan kepentingan kata-kata dalam suatu dokumen atau kumpulan dokumen [22]. Dengan menggabungkan frekuensi kemunculan dan tingkat keunikan kata, TF-IDF mampu memberikan penilaian yang lebih komprehensif terhadap kandungan informasi dalam teks. Terlihat pada Tabel 7.

Tabel 4. Pembobotan TF-IDF

Kata	TF-IDF
ajaib	0.053002603
aplikasi	0.052654968
bagus	0.049466187
mudah	0.046404009
investasi	0.035695257
saham	0.03499118
pemula	0.032782724
nya	0.024774377
mantap	0.0241638
yg	0.024030228

1.6. Ekstrasi Fitur

Dalam upaya meningkatkan akurasi dan efektivitas klasifikasi, penelitian ini menerapkan seleksi fitur menggunakan metode Count-Vectorizer untuk mengurangi dimensi teks dengan mengurangi kata-kata yang tidak signifikan. Count-Vectorizer bekerja dengan mengukur seberapa sering suatu kata muncul dalam suatu dokumen dan merepresentasikannya dalam bentuk vektor, sehingga memungkinkan pengidentifikasian fitur yang paling relevan [23]. Hasil ekstraksi fitur menunjukkan 1.380 data

termasuk dalam ulasan positif, 532 data dalam ulasan negatif, dan hanya 88 data dalam ulasan netral, yang mengindikasikan variasi komposisi sentimen dalam dataset ulasan yang dianalisis, terlihat pada Tabel 8.

Tabel 5. Hasil Ekstraksi Fitur

Label	Jumlah Data
Positif	1380
Negatif	532
Netral	88

1.7. Klasifikasi Naive Bayes

Naïve Bayes merupakan algoritma yang populer dalam machine learning, dikembangkan berdasarkan Teorema Bayes. Algoritma ini merupakan teknik probabilistik sederhana yang memiliki asumsi fundamental bahwa setiap fitur yang mempengaruhi nilai kelas bersifat bebas (tidak saling terkait) satu sama lain. Ciri khas dari metode ini adalah jaringan bayesian yang sederhana yang mengasumsikan masing-masing atribut dapat diperlakukan secara terpisah dan tidak saling mempengaruhi [24]. Dengan pendekatan probabilitas yang mudah dipahami, Naïve Bayes mampu melakukan klasifikasi dengan cara mengkalkulasi probabilitas kemunculan suatu kejadian berdasarkan kondisi independen dari setiap atributnya [25].

Dalam proses klsifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes menggunakan persamaan berikut:

$$P(x|y) = \frac{P(y|x) P(x)}{P(y)} \tag{1}$$

Dimana :

- y : data (label)
- x : hipotesa y adalah label
- P (x|y) : peluang x pada y
- P (y|x) : peluang y pada x
- P (x) : peluang x

1.8. Klasifikasi SVM

SVM merupakan teknik supervised learning yang sangat diminati di kalangan machine learning karena memiliki tingkat akurasi dan kualitas tinggi. SVM merupakan algoritma populer untuk klasifikasi, dengan kemampuan utama mengidentifikasi hyperplane yang memisahkan kelas berbeda secara optimal [26]. Proses implementasi SVM memerlukan tahap pelatihan sequential training dan pengujian, dimulai dengan mengonversi data teks menjadi bentuk vektor dan menggunakan metode TF-IDF untuk pembobotan. Algoritma ini membentuk model klasifikasi menggunakan data training, dapat memprediksi kelas untuk data baru yang belum pernah ada sebelumnya [27]. Untuk proses klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine, menggunakan persamaan berikut:

$$f(xd) = \sum_{i=1}^{ns} aiyi\bar{x}i \bar{x}d + b \tag{2}$$

Dimana :

- ns : Jumlah support vector
- ai : nilai bobot setiap titik data
- yi : kelas data

- $\bar{x}i$: variabel support vector
- $\bar{x}d$: data yang akan diklasifikasikan
- b : nilai error atau bias

1.9. Klasifikasi Random Forest

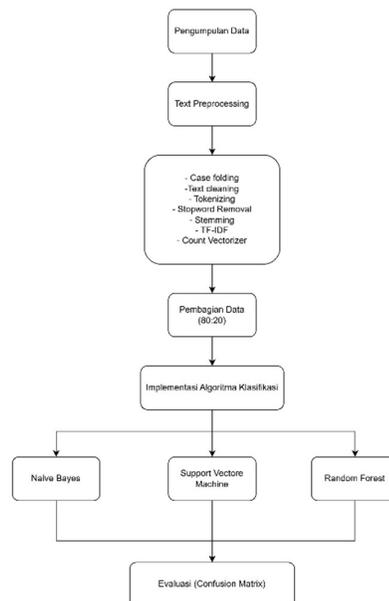
Random Forest merupakan metode klasifikasi canggih yang dikembangkan dari teknik pohon keputusan, dengan karakteristik utama pembangunan sejumlah pohon keputusan dengan memilih atribut secara acak di setiap node [28]. Metode ini terdiri dari kumpulan decision tree yang bekerja bersama-sama untuk mengklasifikasikan data ke dalam suatu kelas tertentu. Setiap pohon keputusan dibangun melalui proses yang dimulai dari node akar dan berkembang hingga mencapai beberapa node daun, yang pada akhirnya menghasilkan klasifikasi berdasarkan suara terbanyak (mayoritas) dari seluruh pohon. Keunggulan utama Random Forest terletak pada kemampuannya meningkatkan akurasi klasifikasi melalui strategi pemilihan atribut secara acak dan agregasi hasil dari multiple decision tree, sehingga menghasilkan model prediksi yang lebih robust dan presisi [29]. Untuk klasifikasi Random Forest menggunakan persamaan berikut:

$$f(x) = Average(f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \tag{3}$$

Dimana :

- f (x) : hasil prediksi
- f₁ (x), f₂ (x), ..., f_n (x) : hasil prediksi dari setiap pohon keputusan
- x : inputan data

1.10. Alur Klasifikasi Analisis Sentimen



Gambar 3. Alur Klasifikasi Sentimen

Penelitian ini mengimplementasikan alur klasifikasi analisis sentimen yang sistematis dan terstruktur untuk menganalisis ulasan aplikasi Ajaib di Google Play Store. Proses dimulai dengan pengumpulan data melalui teknik scraping yang menghasilkan 2.000 ulasan dari aplikasi Ajaib. Selanjutnya, data tersebut melalui serangkaian tahapan text preprocessing yang

komprehensif, meliputi case folding untuk menyeragamkan format teks menjadi huruf kecil, text cleaning untuk menghilangkan karakter-karakter yang tidak relevan seperti tanda baca dan angka, tokenizing untuk memecah teks menjadi unit-unit kata yang terpisah, stopword removal untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki nilai analitis signifikan, dan stemming untuk mengembalikan kata-kata ke bentuk dasarnya. Selanjutnya, dilakukan pembobotan kata menggunakan metode TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) untuk mengidentifikasi kata-kata yang paling relevan dalam ulasan, serta ekstraksi fitur dengan metode Count Vectorizer untuk merepresentasikan teks dalam bentuk vektor numerik. Data kemudian dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) dengan menggunakan random state 42 untuk memastikan konsistensi hasil.

Pada tahap implementasi algoritma klasifikasi, penelitian ini menerapkan tiga algoritma machine learning yang berbeda, yaitu Naive Bayes yang menggunakan pendekatan probabilistik, Support Vector Machine (SVM) yang mencari hyperplane optimal untuk memisahkan kelas-kelas data, dan Random Forest yang memanfaatkan kumpulan decision tree untuk menghasilkan prediksi kolektif. Hasil dari ketiga algoritma tersebut kemudian dievaluasi menggunakan Confusion Matrix untuk mengukur performa klasifikasi berdasarkan metrik-metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Alur klasifikasi ini dirancang untuk mengidentifikasi model terbaik dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna terhadap aplikasi Ajaib, sehingga dapat memberikan wawasan yang bernilai bagi pengembang aplikasi dan stakeholder terkait.

1.11. Evaluasi Hasil Analisa

Tahap evaluasi merupakan komponen kritis dalam analisis sentimen, yang memungkinkan peneliti untuk menilai kinerja metode yang digunakan. Melalui tahap ini, peneliti dapat mengidentifikasi berbagai metrik penting seperti akurasi, presisi, dan tingkat kesalahan dalam proses klasifikasi sentimen. Salah satu teknik utama untuk mengevaluasi hasil analisis sentimen ialah Confusion Matrix yaitu evaluasi dalam Text Classification yang digunakan untuk menganalisis akurasi, precision, dan recall guna mengidentifikasi jumlah data uji yang diklasifikasikan secara benar dan salah [30].

2. HASIL

2.1. Hasil Klasifikasi Naive Bayes

Berdasarkan evaluasi model Naive Bayes pada data ulasan aplikasi Ajaib, diperoleh hasil yang sangat positif. Model menunjukkan performa yang kuat dengan precision tertinggi sebesar 91% pada kelas positif, mengindikasikan keakuratan prediksi yang tinggi. Recall yang mencapai 92% untuk kelas positif menunjukkan kemampuan model dalam mengenali hampir seluruh sampel positif yang sebenarnya. F1-Score yang mencapai 91% sebagai ukuran keseimbangan antara precision dan recall semakin menegaskan kualitas model. Secara keseluruhan, dengan akurasi 85%, model Naive Bayes terbukti efektif dalam klasifikasi ulasan aplikasi Ajaib, dengan kemampuan istimewa dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan ulasan-ulasan

yang mendukung atau positif. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 3.

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.74	0.86	0.79	104
Netral	0.00	0.00	0.00	21
Positif	0.91	0.92	0.91	275
accuracy			0.85	400
macro avg	0.55	0.59	0.57	400
weighted avg	0.81	0.85	0.83	400

Gambar 4. Hasil Klasifikasi Naive Bayes

2.2. Hasil Klasifikasi Support Vector Machine

Evaluasi terhadap model SVM pada ulasan aplikasi Ajaib memperlihatkan kinerja klasifikasi yang sangat mengesankan. Dengan precision sebesar 89% pada kelas positif, model menunjukkan kemampuan prediksi yang sangat tinggi dan akurat. Recall yang mencapai 93% mengungkapkan keberhasilan model dalam mengenali hampir seluruh sampel positif dengan sangat baik. Nilai F1-Score 91% yang diperoleh semakin menegaskan kualitas model dalam menyeimbangkan precision dan recall. Meskipun akurasi keseluruhan mencapai 83%, model SVM terbukti efektif dalam menganalisis dan mengklasifikasikan ulasan aplikasi, dengan keunggulan khusus dalam mengidentifikasi konten ulasan yang bersifat positif dan konstruktif. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 4.

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.75	0.73	0.74	104
Netral	0.18	0.10	0.12	21
Positif	0.89	0.93	0.91	275
accuracy			0.83	400
macro avg	0.61	0.59	0.59	400
weighted avg	0.82	0.83	0.82	400

Gambar 5. Hasil Klasifikasi Support Vector Machine

2.3. Hasil Klasifikasi Random Forest

Berdasarkan evaluasi model Random Forest pada data ulasan aplikasi Ajaib, diperoleh hasil yang sangat positif. Model menunjukkan performa yang kuat dengan precision tertinggi sebesar 87% pada kelas positif, mengindikasikan keakuratan prediksi yang tinggi. Recall yang mencapai 95% untuk kelas positif menunjukkan kemampuan model dalam mengenali hampir seluruh sampel positif yang sebenarnya. F1-Score yang mencapai 91% sebagai ukuran keseimbangan antara precision dan recall semakin menegaskan kualitas model. Secara keseluruhan, dengan akurasi 85%, model Random Forest terbukti efektif dalam mengklasifikasikan ulasan aplikasi Ajaib, dengan kemampuan istimewa dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan ulasan-ulasan yang mendukung atau positif. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 5.

	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.78	0.76	0.77	104
Netral	0.00	0.00	0.00	21
Positif	0.87	0.95	0.91	275
accuracy			0.85	400
macro avg	0.55	0.57	0.56	400
weighted avg	0.80	0.85	0.83	400

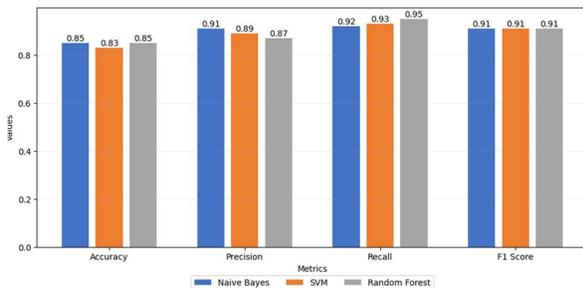
Gambar 6. Hasil Klasifikasi Random Forest

2.4. Evaluasi

Berdasarkan hasil analisa terhadap tiga model klasifikasi, yaitu Naïve Bayes, SVM, dan Random Forest, performa masing-masing model menunjukkan hasil yang bervariasi. Dari segi akurasi, SVM memiliki nilai tertinggi sebesar 91%, menunjukkan kemampuan terbaik dalam mengklasifikasikan ulasan dengan benar. Random Forest dan Naïve Bayes berada di bawahnya dengan nilai akurasi masing-masing sebesar 85% dan 83%. Pada metrik presisi, SVM dan Random Forest memiliki hasil yang hampir setara, masing-masing sebesar 89% dan 87%, yang mengindikasikan kemampuan baik dalam membuat prediksi positif yang akurat. Namun, pada metrik recall, Random Forest menonjol dengan nilai tertinggi sebesar 95%, menunjukkan kemampuannya dalam mengenali hampir seluruh ulasan positif. SVM berada di posisi berikutnya dengan recall sebesar 93%, diikuti oleh Naïve Bayes sebesar 92%. Ketiga model mencatat nilai F1-Score yang sama, yaitu 91%, menandakan keseimbangan yang baik antara precision dan recall..

3. PEMBAHASAN

3.1. Perbandingan Model



Gambar 7. Hasil Perbandingan Model

Pada Gambar 6 menampilkan perbandingan kinerja tiga model machine learning yang berbeda: Naive Bayes, SVM, dan Random Forest. Perbandingan dilakukan berdasarkan empat metrik evaluasi utama: Akurasi, Presisi, Recall, dan F1-Score.

Dari segi Akurasi, SVM menunjukkan performa terbaik dengan nilai akurasi 0,91. Ini berarti model SVM dapat dengan tepat mengklasifikasikan data dengan benar sebanyak 91% dari total data. Sementara itu, Random Forest dan Naive Bayes memiliki nilai akurasi yang lebih rendah, yaitu 0,85 dan 0,83 secara berturut-turut.

Pada metrik Presisi, SVM dan Random Forest menunjukkan performa yang hampir setara, dengan nilai presisi 0,89 untuk SVM dan 0,87 untuk Random Forest. Ini mengindikasikan bahwa kedua model tersebut dapat dengan baik mengidentifikasi dan

memprediksi kelas positif dengan akurat. Sementara itu, Naive Bayes memiliki nilai presisi yang lebih rendah, yaitu 0,87.

Untuk metrik Recall, Random Forest mengungguli kedua model lainnya dengan nilai recall sebesar 0,93. Ini berarti model Random Forest dapat dengan baik mengidentifikasi sebagian besar dari kelas positif yang sebenarnya. SVM dan Naive Bayes memiliki nilai recall yang lebih rendah, yaitu 0,92 dan 0,85 secara berturut-turut.

Pada metrik F1-Score, yang mengukur keseimbangan antara presisi dan recall, Random Forest menunjukkan performa terbaik dengan nilai F1-Score sebesar 0,95. Sementara itu, SVM dan Naive Bayes memiliki nilai F1-Score masing-masing sebesar 0,91 dan 0,89.

3.2. Persebaran dan Analisis Kata dalam Kelas Sentimen

Kelas sentimen dibagi menjadi dua kategori, yaitu kelas positif dan kelas negatif, pada ulasan pengguna aplikasi Ajaib. Terdapat total 1.380 ulasan positif dan 532 ulasan negatif.

4.2.1 Sentimen Negatif

Data sentimen negatif dari ulasan pengguna aplikasi Ajaib berjumlah 532. Selanjutnya, dilakukan visualisasi distribusi kata dengan menggunakan Word Cloud. Hasil visualisasi ini ditampilkan pada Gambar 7



Gambar 8. Wordcloud Negatif

Kata-kata tersebut memberikan informasi spesifik mengenai ulasan pengguna Ajaib. Beberapa kata muncul dengan frekuensi tinggi dan menunjukkan sentimen negatif, seperti masalah "saldo", "verifikasi", "masuk", dan "gagal". Meskipun kata-kata dominan tersebut tidak secara langsung merepresentasikan kelas negatif, penting untuk memahami bagaimana kata-kata ini digunakan dalam ulasan pengguna aplikasi Ajaib. Berikut adalah contoh data sentimen negatif yang mengandung kata-kata dominan, di mana penggunaannya menunjukkan ulasan negatif:

- saldo rdn belum masuk lama banget
- daftar susah sekali kira berapa tahun lagi akun saya di acc verifikasi
- bikin akun gagal terus

Berdasarkan contoh penggunaan kata-kata dominan yang menunjukkan sentimen negatif dalam ulasan pengguna Ajaib, dapat disimpulkan bahwa sentimen negatif sebagian besar berkaitan dengan keluhan tentang kinerja aplikasi Ajaib. Ulasan ini mencakup beberapa fitur yang tidak berfungsi dengan semestinya dan tidak memberikan kenyamanan bagi pengguna.

menggunakan visualisasi word cloud, penelitian ini mampu memberikan wawasan yang lebih komprehensif tentang aspek-aspek yang paling diapresiasi dan dikeluhkan oleh pengguna aplikasi Ajaib.

Berdasarkan perbandingan di atas, penelitian ini memberikan beberapa kontribusi baru dalam analisis sentimen ulasan aplikasi Ajaib. Pertama, penambahan model Random Forest yang ternyata menunjukkan performa F1-Score terbaik (95%), yang belum digunakan pada penelitian-penelitian sebelumnya. Model Random Forest terbukti sangat efektif dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan aplikasi Ajaib, terutama dalam hal keseimbangan antara presisi dan recall.

Kedua, penelitian ini berhasil meningkatkan akurasi model SVM menjadi 91%, yang lebih tinggi dibandingkan dengan penelitian Kavabilla dkk. (85.75%) dan penelitian Calvin & Ade untuk model Naive Bayes (82%). Peningkatan akurasi ini menunjukkan bahwa optimasi parameter dan teknik preprocessing yang digunakan dalam penelitian ini lebih efektif.

Ketiga, penelitian ini menyajikan analisis komprehensif terhadap kata-kata dominan dalam sentimen positif dan negatif, yang memberikan wawasan berharga tentang aspek-aspek yang diapresiasi dan dikeluhkan oleh pengguna aplikasi Ajaib. Analisis ini dapat menjadi masukan berharga bagi pengembang aplikasi Ajaib untuk meningkatkan kualitas layanan mereka.

Meskipun demikian, perlu dicatat bahwa penelitian-penelitian tersebut menggunakan dataset dengan ukuran dan periode pengambilan yang berbeda, sehingga perbandingan tidak dilakukan secara langsung. Namun, kecenderungan performa model secara umum dapat memberikan indikasi tentang efektivitas berbagai metode untuk analisis sentimen ulasan aplikasi Ajaib. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih besar dan lebih beragam, serta mencoba metode-metode deep learning seperti LSTM atau BERT yang mungkin dapat meningkatkan performa klasifikasi sentimen.

3.4. Kontribusi Ilmiah Penelitian

Penelitian ini memberikan beberapa kontribusi signifikan dalam bidang analisis sentimen pada aplikasi investasi digital. Pertama, evaluasi komprehensif terhadap tiga algoritma (Naive Bayes, SVM, dan Random Forest) memberikan pemahaman yang lebih menyeluruh dibandingkan penelitian sebelumnya yang umumnya hanya fokus pada satu atau dua algoritma. Kedua, temuan bahwa Random Forest unggul dalam recall (95%) dan SVM dalam akurasi (91%) memberikan wawasan baru tentang algoritma yang lebih cocok untuk tujuan spesifik dalam analisis sentimen aplikasi investasi. Ketiga, identifikasi pola kata-kata kunci pada ulasan positif ("mudah", "bagus", "bantu", "investasi", "aman") dan negatif ("saldo", "verifikasi", "masuk", "gagal") menyediakan framework analitis yang dapat digunakan pengembang aplikasi untuk meningkatkan fitur berdasarkan ekspektasi pengguna. Keempat, kombinasi teknik preprocessing yang dioptimalkan untuk bahasa Indonesia dalam konteks ulasan aplikasi investasi dapat diadopsi oleh peneliti lain dalam domain serupa. Terakhir, kinerja superior Random Forest dengan F1-Score 95% memberikan kontribusi penting bagi literatur, mengingat

<https://doi.org/10.25077/TEKNOSI.v11i1.2025.87-97>

algoritma ini belum banyak dieksplorasi dalam analisis sentimen aplikasi finansial di Indonesia. Hasil penelitian ini tidak hanya berkontribusi pada pengembangan model analisis sentimen yang lebih efektif, tetapi juga memperkaya literatur tentang analisis sentimen dalam bahasa Indonesia yang masih relatif terbatas dibandingkan dengan penelitian serupa dalam bahasa Inggris.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan analisa yang dilakukan dapat disimpulkan bahwa ketiga model, yaitu Naïve Bayes, SVM, dan Random Forest, memiliki kemampuan untuk mengolah data ulasan aplikasi Ajaib dengan efektif. Namun, masing-masing model menunjukkan keunggulan yang berbeda. Random Forest terbukti unggul dalam mengenali data positif dengan nilai recall tertinggi sebesar 95%, menjadikannya model yang andal dalam menangkap hampir seluruh ulasan yang mendukung. Di sisi lain, SVM memiliki kelebihan pada akurasi tertinggi sebesar 91%, menunjukkan kemampuannya dalam mengklasifikasikan data dengan benar dalam jumlah terbesar.

Dalam perbandingan keseluruhan, Random Forest menonjol karena memiliki keseimbangan yang baik pada precision, recall, dan F1-Score, sehingga dapat diandalkan untuk analisis sentimen yang membutuhkan pengenalan data positif secara menyeluruh. SVM menunjukkan performa terbaik dalam aspek akurasi dan presisi, sehingga cocok digunakan untuk analisis yang berfokus pada prediksi yang tepat. Naïve Bayes, meskipun berada sedikit di bawah kedua model lainnya, tetap mampu mengolah data dengan nilai metrik yang kompetitif. Dengan demikian, Random Forest direkomendasikan sebagai model terbaik untuk analisis sentimen ulasan aplikasi Ajaib, terutama karena kemampuannya yang konsisten dalam mengolah data secara menyeluruh sekaligus unggul dalam perbandingan antar-metrik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Z. Zeny, "Peluang Investasi Emas Melalui Produk Cicil Emas Bank Syari'ah Indonesia Kantor Cabang Pembantu Situbondo," *J. Ilm. Ekon. Islam*, vol. 9, no. 3, p. 4308, 2023, doi: [10.29040/jiei.v9i3.10153](https://doi.org/10.29040/jiei.v9i3.10153).
- [2] S. O. Nur Arifianti and A. N. Hidayati, "Pengaruh Sukuk, Reksadana Syariah, Saham Syariah, dan Tingkat Inflasi, terhadap Pertumbuhan Ekonomi Indonesia Periode 2014-2021," *Al-Kharaj J. Ekon. Keuang. Bisnis Syariah*, vol. 5, no. 6, pp. 2901–2920, 2023, doi: [10.47467/alkharaj.v5i6.3711](https://doi.org/10.47467/alkharaj.v5i6.3711).
- [3] A. S. Ningsih, M. S. Prabowo, I. Irawaty, R. Fidiyani, and U. Kamal, "Upaya Peningkatan Pengetahuan Investasi Pada Platform Media Investasi Digital Bagi Santri Pondok Pesantren Asshodiqiyah Kota Semarang," *Abdi Wiralodra J. Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 5, no. 2, pp. 220–232, 2023, doi: [10.31943/abdi.v5i2.107](https://doi.org/10.31943/abdi.v5i2.107).
- [4] M. Wahidin, R. Gunawan, and A. A. Wiguna, "Analisis sentimen terhadap aplikasi di Google

- Play Store,” *J. Interkom J. Publ. Ilm. Bid. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 19, no. 3, pp. 1–27, 2024.
- [5] M. Nanda Fahriza and N. Riza, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Chat Generative Pre-Trained Transformer Gpt Menggunakan Metode Klasifikasi K-Nearest Neighbor(Knn),” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 1351–1358, 2023, doi: [10.36040/jati.v7i2.6767](https://doi.org/10.36040/jati.v7i2.6767).
- [6] J. Alga, C. Wulandari, and B. Intan, “Analisis Sentimen Aplikasi Youtube di Google Play Store Menggunakan Machine Learning,” *RESOLUSI Rekayasa Tek. Inform. dan Inf.*, vol. 4, no. 4, pp. 408–416, 2024, [Online]. Available: <https://jurnal.mdp.ac.id/index.php/jatisi/article/view/962/310>
- [7] A. D. Adhi Putra, “Sentiment Analysis on User Reviews of the Bibit and Bareksa Application with the KNN Algorithm,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 2, pp. 636–646, 2021.
- [8] M. K. Insan, U. Hayati, and O. Nurdiawan, “Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Ulasan Pengguna Di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 478–483, 2023.
- [9] P. Aulia Kusnadi, T. Nur Padilah, and B. Nurina Sari, “Analisis Sentimen Penerapan Sistem Pembayaran Tol Multi Lane Free Flow Menggunakan Naive Bayes Classifier,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 4, pp. 7398–7404, 2024, doi: [10.36040/jati.v8i4.10232](https://doi.org/10.36040/jati.v8i4.10232).
- [10] A. Kaharudin, A. A. Supriyadi, and ..., “Analisis Sentimen pada Media Sosial dengan Teknik Kecerdasan Buatan Naive Bayes: Kajian Literatur Review,” *OKTAL J. Ilmu ...*, vol. 2, no. 6, pp. 1642–1649, 2023, [Online]. Available: <https://journal.mediapublikasi.id/index.php/oktal/article/download/2944/1371>
- [11] Friska Aditia Indriyani, Ahmad Fauzi, and Sutan Faisal, “Analisis sentimen aplikasi tiktok menggunakan algoritma naive bayes dan support vector machine,” *TEKNOSAINS J. Sains, Teknol. dan Inform.*, vol. 10, no. 2, pp. 176–184, 2023, doi: [10.37373/tekno.v10i2.419](https://doi.org/10.37373/tekno.v10i2.419).
- [12] A. A. Munandar, F. Farikhin, and C. E. Widodo, “Sentimen Analisis Aplikasi Belajar Online Menggunakan Klasifikasi SVM,” *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 8, no. 2, p. 77, 2023, doi: [10.31328/jointecs.v8i2.4747](https://doi.org/10.31328/jointecs.v8i2.4747).
- [13] B. A. Maulana, M. J. Fahmi, A. M. Imran, and N. Hidayati, “Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Pluang Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM),” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 375–384, 2024, doi: [10.57152/malcom.v4i2.1206](https://doi.org/10.57152/malcom.v4i2.1206).
- [14] I. Saputra *et al.*, “Analisis Sentimen Pengguna Marketplace Bukalapak dan Tokopedia di Twitter Menggunakan Machine Learning,” *Fakt. Exacta*, vol. 13, no. 4, p. 200, 2021, doi: [10.30998/faktorexacta.v13i4.7074](https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v13i4.7074).
- [15] Jasmarizal, Junadhi, Rahmadden, and M. Khairul Anam, “Penerapan Metode Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Terhadap Produk Skincare,” *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 13, no. 1, pp. 1438–1450, 2024, doi: [10.33022/ijcs.v13i1.3654](https://doi.org/10.33022/ijcs.v13i1.3654).
- [16] S. W. S. S. 3) Muhamad Anton Permana), “Analisis Sentimen Penggunaan Aplikasi VideoConference Pada Ulasan Google Play Store Menggunakan Metode Nbc (Naive Bayes Classifier),” *J. Ris. Sist. Inf. Dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 178–191, 2023, [Online]. Available: <https://jursistekni.nusaputra.ac.id/article/view/178>
- [17] A. R. Purnajaya, V. Lieputra, V. Tayanto, and J. G. Salim, “Implementasi Text Mining untuk Mengetahui Opini Masyarakat Tentang Climate Change,” *J. Inf. Syst. Technol.*, vol. 3, no. 3, p. 36, 2022, doi: [10.37253/joint.v3i3.7337](https://doi.org/10.37253/joint.v3i3.7337).
- [18] H. Syah and A. Witanti, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Vaksinasi Covid-19 Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (Svm),” *J. Sist. Inf. dan Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 59–67, 2022, doi: [10.47080/simika.v5i1.1411](https://doi.org/10.47080/simika.v5i1.1411).
- [19] S. Chamira, “Implementasi Metode Text Mining Frequency-Invers Document Frequency (Tf-Idf) Untuk Monitoring Diskusi Online,” *J. Informatics, Electr. Electron. Eng.*, vol. 1, no. 3, pp. 97–102, 2022, doi: [10.47065/jieec.v1i3.353](https://doi.org/10.47065/jieec.v1i3.353).
- [20] Aditya Quantano Surbakti, Regiolina Hayami, and Januar Al Amien, “Analisa Tanggapan Terhadap Psbb Di Indonesia Dengan Algoritma Decision Tree Pada Twitter,” *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 91–97, 2021, doi: [10.37859/coscitech.v2i2.2851](https://doi.org/10.37859/coscitech.v2i2.2851).
- [21] H. C. Husada and A. S. Paramita, “Analisis Sentimen Pada Maskapai Penerbangan di Platform Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM),” *Teknika*, vol. 10, no. 1, pp. 18–26, 2021, doi: [10.34148/teknika.v10i1.311](https://doi.org/10.34148/teknika.v10i1.311).
- [22] A. Muhammadin and I. A. Sobari, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Kredivo Dengan Algoritma Svm Dan Nbc,” *Reputasi J. Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 2, no. 2, pp. 85–91, 2021, doi: [10.31294/reputasi.v2i2.785](https://doi.org/10.31294/reputasi.v2i2.785).

- [23] R. Vincent, I. Maulana, and O. Komarudin, "Perbandingan Klasifikasi Naive Bayes Dan Support Vector Machine Dalam Analisis Sentimen Dengan Multiclass Di Twitter," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 4, pp. 2496–2505, 2024, doi: [10.36040/jati.v7i4.7152](https://doi.org/10.36040/jati.v7i4.7152).
- [24] R. Hayami, Soni, and I. Gunawan, "Klasifikasi Jamur Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.*, vol. 3, no. 1, pp. 28–33, 2022, doi: [10.37859/coscitech.v3i1.3685](https://doi.org/10.37859/coscitech.v3i1.3685).
- [25] R. K. Septiani, S. Anggraeni, and S. D. Saraswati, "Count-Vectorizer bekerja dengan menghitung frekuensi kemunculan kata dalam dokumen dan merepresentasikannya dalam bentuk vektor," *J. Tek.*, vol. 16, no. 2, pp. 245–254, 2022.
- [26] F. Bei and S. Sudin, "Analisis Sentimen Aplikasi Tiket Online Di Play Store Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm)," *Sismatik*, vol. 01, no. 01, pp. 91–97, 2021.
- [27] E. Suryati, Styawati, and A. A. Aldino, "Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Ekstraksi Fitur Model Word2vec Text Embedding Dan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *J. Teknol. Dan Sist. Inf.*, vol. 4, no. 1, pp. 96–106, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.33365/jtsi.v4i1.2445>
- [28] S. Agustiani, Y. Tajul Arifin, A. Junaidi, S. Khotimatul Wildah, and A. Mustopa, "Klasifikasi Penyakit Daun Padi menggunakan Random Forest dan Color Histogram," *J. Komputasi*, vol. 10, no. 1, 2022, doi: [10.23960/komputasi.v10i1.2961](https://doi.org/10.23960/komputasi.v10i1.2961).
- [29] Suci Amaliah, M. Nusrang, and A. Aswi, "Penerapan Metode Random Forest Untuk Klasifikasi Varian Minuman Kopi di Kedai Kopi Konijiwa Bantaeng," *VARIANSI J. Stat. Its Appl. Teach. Res.*, vol. 4, no. 3, pp. 121–127, 2022, doi: [10.35580/variansiunm31](https://doi.org/10.35580/variansiunm31).
- [30] D. Normawati and S. A. Prayogi, "Implementasi Naive Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter," *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021.
- [31] C. Wendy and A. Maulana, "Perbandingan Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Ajaib Kripto Menggunakan Metode Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor pengguna internet di Indonesia , menurut data dari Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia . Aplikasi ini dapat diunduh pada perangkat," *JUMINTAL J. Manaj. Inform. dan Bisnis Digit.*, vol. 3, no. 2, pp. 72–84, 2024, doi: [10.55123/jumintal.v3i2.3965](https://doi.org/10.55123/jumintal.v3i2.3965).
- [32] F. E. Kavabilla, T. Widiharih, and B. Warsito, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Investasi Online Ajaib Pada Google Play Menggunakan Metode Support Vector Machine Dan Maximum Entropy," *J. Gaussian*, vol. 11, no. 4, pp. 542–553, 2023, doi: [10.14710/j.gauss.11.4.542-553](https://doi.org/10.14710/j.gauss.11.4.542-553).