

Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine untuk Mengolah Sentimen Ulasan dan Komentar di Platform Digital

Herlawati^{1*}, Dwi Budi Srisulistiowati¹, Syafira Cessa Agustin¹, Prilia Hashifah Syafina¹
Nida Rachmatin¹, Siti Setiawati¹

* Korespondensi: e-mail: herlawati@ubharajaya.ac.id

¹ Informatika, Fakultas Ilmu Komputer; Universitas Bhayangkara Jakarta Raya; Jl. Perjuangan No. 81, Marga Mulya, Bekasi Utara, Bekasi, Jawa Barat, 17143, Telp/Fax: (021) 88955882; e-mail: herlawati@ubharajaya.ac.id, dwibudi@dsn.ubharajaya.ac.id, 202010225060@mhs.ubharajaya.ac.id, 202010225109@mhs.ubharajaya.ac.id, 202010225163@mhs.ubharajaya.ac.id, siti.setiawati@dsn.ubharajaya.ac.id

Submitted : **1 Oktober 2024**
Revised : **5 November 2024**
Accepted : **22 November 2024**
Published : **30 November 2024**

Abstract

This study analyzes sentiment from user Reviews of the FLO app, Taman Mini Indonesia Indah (TMII), and public comments on infidelity cases on Instagram, using Naïve Bayes and Support Vector Machine (SVM) algorithms. FLO, an app that helps users track reproductive health, was analyzed based on 1,393 Reviews on Google Play Store. Of these, 796 Reviews expressed positive sentiment, while 597 were negative. Although both Naïve Bayes and SVM achieved an accuracy of 74%, SVM performed better in recall (74%) and precision (71%). For TMII Reviews, the analysis involved 1,616 Google Reviews, with 1,263 showing negative sentiment, indicating complaints about facilities and services, and 353 expressing positive sentiment. SVM outperformed Naïve Bayes, achieving an accuracy of 85% and an f1-score of 87%, compared to Naïve Bayes' 82% accuracy and 83% f1-score. Additionally, the analysis of 1,200 public comments on Instagram accounts @lambe_turah and @awrekeh.id revealed 918 negative comments and 282 positive ones. SVM once again demonstrated superior performance with an accuracy of 91%, precision of 87%, recall of 96%, and an f1-score of 92%, surpassing Naïve Bayes, which achieved an accuracy of 86%. These findings confirm that SVM is more effective for sentiment classification across various digital Platforms, including social issues and service evaluations. The results can be applied to develop public opinion analysis systems that support strategic decision-making and enhance service quality based on user feedback.

Keywords: Naïve Bayes, Sentiment Analysis, Social Media, Support Vector Machine (SVM), User Reviews

Abstrak

Penelitian ini menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi FLO dan Taman Mini Indonesia Indah (TMII) serta komentar publik terkait kasus perselingkuhan di Instagram, menggunakan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Aplikasi FLO, yang membantu pengguna melacak kesehatan reproduksi, dianalisis berdasarkan 1.393 ulasan di Google Play Store. Sebanyak 796 ulasan menunjukkan sentimen positif, sedangkan 597 ulasan negatif. Meskipun akurasi Naïve Bayes dan SVM sama-sama 74%, SVM memiliki performa lebih baik pada metrik recall (74%) dan precision (71%). Untuk ulasan TMII, analisis dilakukan terhadap 1.616 ulasan Google Review. Sebanyak 1.263 ulasan menunjukkan sentimen negatif, mengindikasikan keluhan terkait fasilitas dan pelayanan, sementara 353 ulasan bersentimen positif. Model SVM unggul dengan akurasi 85% dan f1-score 87%, dibandingkan Naïve Bayes yang mencapai akurasi 82% dan f1-score 83%. Selain itu, penelitian terhadap 1.200 komentar publik di

Instagram pada akun @lambe_turah dan @awrekeh.id menunjukkan 918 komentar bernada negatif dan 282 positif. Model SVM kembali menunjukkan performa superior dengan akurasi 91%, precision 87%, recall 96%, dan f1-score 92%, dibandingkan *Naïve Bayes* yang mencatat akurasi 86%. Hasil penelitian ini menegaskan bahwa SVM lebih efektif dalam klasifikasi sentimen di berbagai *Platform* digital, baik untuk isu sosial maupun evaluasi layanan. Temuan ini dapat diterapkan dalam sistem analisis opini publik untuk mendukung pengambilan keputusan strategis serta meningkatkan kualitas layanan berdasarkan umpan balik masyarakat.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Media Sosial, Naïve Bayes, Support Vector Machine (SVM), Ulasan Pengguna

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi dan telekomunikasi telah mengubah cara kita berinteraksi dengan aplikasi digital, terutama dalam kesehatan reproduksi. Aplikasi *mobile*, seperti kalender menstruasi, membantu pengguna memantau dan mengelola kesehatan mereka, termasuk siklus menstruasi dan kesehatan reproduksi (Santoso et al., 2012). Pengetahuan tentang kesehatan reproduksi sangat penting, terutama bagi remaja yang mengalami perubahan fisik, sosial, dan psikologis. Aplikasi ini efektif dalam meningkatkan pemahaman dan perilaku terkait kesehatan reproduksi, tetapi pemahaman yang lebih dalam tentang penggunaan dan pengalaman pengguna masih diperlukan (Wirenviona & Riris, 2020). Salah satu aplikasi menonjol adalah FLO, yang menyediakan pelacakan siklus menstruasi, prediksi ovulasi, kesuburan, serta panduan tentang pembuahan, kehamilan, dan persalinan. Dukungan pengguna, terlihat dari lebih dari 6 juta ulasan bintang 5, menunjukkan pentingnya aplikasi ini dalam meningkatkan kesehatan wanita (Habiba, 2022). Meskipun FLO diakui, analisis ulasan pengguna di *Google Play Store*, baik positif maupun negatif, diperlukan untuk mengevaluasi kekuatan dan kelemahannya. *Google Play Store* adalah *Platform* digital untuk mencari destinasi wisata, para pengunjung sering mempertimbangkan ulasan dan rekomendasi dari wisatawan sebelumnya untuk mendapatkan informasi yang akurat mengenai tempat tersebut (Syahlan et al., 2023).

Taman Mini Indonesia Indah (TMII) adalah salah satu tujuan wisata yang menggabungkan unsur edukasi dan budaya di Jakarta. Gagasan pembangunan TMII diinisiasi oleh Ibu Tien Soeharto, pada tanggal 13 Maret 1970. Ide ini bertujuan untuk membangkitkan rasa bangga dan cinta terhadap Indonesia serta memperkenalkan kekayaan budaya Indonesia kepada dunia (Wibawana, 2022). Pada tahun 2023, TMII mengalami revitalisasi besar-besaran dengan tujuan memperbaiki dan mempercantik kawasan ini agar lebih menarik dan nyaman bagi pengunjung. Namun, meskipun revitalisasi telah dilakukan, masih terdapat beberapa bagian yang belum mengalami perubahan. Beberapa kendala yang dihadapi pengunjung antara lain penyesuaian harga tiket masuk, pembukaan pintu masuk utama yang terbatas, serta keterbatasan jumlah bus antar jemput yang menyebabkan penumpukan di setiap halte. Hal ini

menarik perhatian untuk melakukan penelitian terhadap dampak revitalisasi TMII terhadap kepuasan pengunjung (Mu'izza, 2019). Ulasan dari pengunjung TMII yang tersebar di berbagai Platform, seperti *Google Review*, menjadi sumber informasi yang berharga untuk mengukur tingkat kepuasan dan pengalaman pengunjung. Ulasan ini beragam, mulai dari yang bersifat positif hingga negatif, dan menjadi tolok ukur penting bagi pihak pengelola dalam mengevaluasi serta meningkatkan kualitas fasilitas dan pelayanan. Karena jumlah ulasan yang besar, diperlukan metode yang efektif untuk menganalisis data tersebut. Salah satu pendekatan yang digunakan dalam penelitian adalah Analisis Sentimen (Herlawati et al., 2021).

Analisis sentimen adalah bidang studi yang menggunakan pemrosesan bahasa alami, linguistik komputasional, dan analisis teks untuk mengenali sentimen yang terkandung dalam teks (Fanissa et al., 2018). Metode ini membantu dalam mengidentifikasi berbagai pendapat dan merupakan informasi berharga dalam pengambilan keputusan (Pakpahan et al., 2014). Analisis sentimen mengidentifikasi apakah pendapat dalam teks bersifat positif atau negatif, memudahkan pengguna memahami sentimen yang terkandung, dan membantu dalam pengambilan keputusan terkait suatu objek (Herlawati et al., 2021). Dalam penelitian ini, metode klasifikasi *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* diterapkan untuk mengklasifikasikan ulasan pengunjung TMII ke dalam kategori sentimen positif dan negatif .

Dalam penelitian ini, metode klasifikasi menggunakan *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* terbukti efektif untuk mengklasifikasikan ulasan atau *Review* dan menentukan sentimen yang terdapat di dalamnya, baik positif maupun negatif. Beberapa studi telah menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* efektif dalam analisis sentimen, khususnya dalam ulasan masyarakat terkait Taman Mini Indonesia Indah.

Hasil analisis sentimen dapat menjadi masukan bagi pengelola untuk memahami tingkat kepuasan pengguna melalui ulasan positif dan negatif terhadap TMII. Informasi ini akan menjadi acuan untuk menjaga kualitas serta memperbaiki kekurangan agar lebih baik ke depannya. Analisis sentimen berfungsi untuk menyaring opini masyarakat dan mengklasifikasikannya menjadi kelas positif atau negatif. Hasil klasifikasi ini membantu TMII memberikan tanggapan yang lebih tepat dan strategis kepada setiap pengunjung. Pada penelitian ini, analisis sentimen menggunakan data dari *Google Review* dengan Pengambilan data dibatasi dari Januari 2023 hingga Maret 2024 sebanyak 1616 data yang bersentimen. Data tersebut dijadikan masukan untuk membangun model machine learning yang dapat mengklasifikasikan ulasan pengunjung sebagai sentimen positif atau negatif.

Perkembangan teknologi informasi telah melahirkan beragam layanan web yang menyediakan informasi. Data teks yang terus meningkat menjadi sumber berharga untuk penelitian. Analisis Sentimen dan *Naïve Bayes* digunakan untuk menganalisis dan mengklasifikasikan sentimen pengguna Twitter terhadap isu perselingkuhan. Hasilnya diharapkan dapat dibandingkan dengan algoritma lain untuk menentukan metode terbaik dalam analisis sentimen (Afifah & Voutama, 2023).

Platform media sosial, terutama Instagram telah menjadi wadah utama bagi masyarakat Indonesia untuk berinteraksi dan membahas isu-isu seperti perselingkuhan. Data dari *We Are Social* menunjukkan bahwa pada Oktober 2023, Indonesia menempati peringkat keempat dalam jumlah pengguna Instagram di dunia, dengan sekitar 104,8 juta pengguna. Instagram juga merupakan aplikasi media sosial peringkat keempat terbanyak di dunia pada periode tersebut (Mutia, 2023). Instagram merupakan *Platform* media sosial yang memungkinkan pengguna untuk berbagi foto dan gambar digital secara online. Nama "Instagram" berasal dari kombinasi "insta," yang merujuk pada kecepatan berbagi foto secara instan, dan "gram," yang mengingatkan pada pengiriman informasi cepat melalui telegram. Selain berbagi foto dan video, Instagram juga memungkinkan pengguna untuk berkomentar, menyukai postingan, dan berinteraksi satu sama lain melalui fitur pesan langsung dan berbagai bentuk interaksi sosial lainnya, menciptakan komunitas online yang dinamis dan terhubung (Susilowati, 2022; Pratama, 2020). Sejak pertengahan 2023 hingga awal 2024, beberapa kasus perselingkuhan melibatkan aktris, influencer, dan orang biasa mencuat di Instagram, menarik perhatian luas. Masyarakat aktif membahas dan menyuarakan pendapat mereka, mencerminkan beragam sikap dan pandangan terhadap peristiwa tersebut. Kasus-kasus ini memicu minat dan partisipasi luas dari pengguna Instagram, membuat analisis sentimen terhadap komentar publik di *Platform* tersebut menjadi relevan untuk memahami pandangan masyarakat lebih dalam.

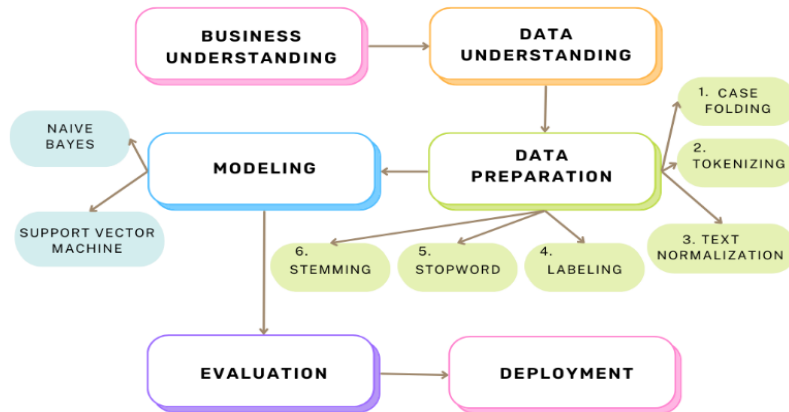
Penelitian ini menggunakan metode analisis sentimen seperti *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* (SVM) untuk membedakan sentimen positif dan negatif dalam teks berbahasa alami. Kedua metode ini diterapkan untuk mengidentifikasi pola sentimen dari komentar terkait kasus perselingkuhan di Instagram, dengan tujuan memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai respons dan pandangan masyarakat terhadap isu tersebut. Selain itu, penelitian ini membandingkan akurasi *Naïve Bayes* dan SVM untuk mengevaluasi metode yang lebih tepat dalam mengklasifikasikan sentimen komentar di Instagram. Melalui perbandingan hasil akurasi, penelitian ini berupaya mendapatkan wawasan tentang keefektifan kedua metode analisis sentimen dalam menginterpretasi pandangan masyarakat terhadap kasus perselingkuhan.

2. Metode Penelitian

Penelitian menggunakan metode *CRISP-DM* (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) sebagai dasar analisis data untuk mengklasifikasikan komentar publik di Instagram terhadap kasus perselingkuhan. Gambar 1 merupakan gambaran kerangka penelitian.

2.1. *CRISP-DM* (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*)

CRISP-DM adalah standar industri yang dikembangkan sejak 1996 untuk mengarahkan proses analisis data dalam berbagai bidang (Fitriana et al., 2022) menyediakan strategi untuk menyelesaikan masalah bisnis melalui enam tahap yaitu, *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment* (Suntoro, 2019).



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 1. Kerangka Penelitian

2.2. Naïve Bayes

Naïve Bayes merupakan algoritma yang memprediksi kelas data baru berdasarkan kelas data pelatihan dengan model probabilistik. Algoritma bergantung pada prinsip probabilitas bersyarat (*conditional probability*), dimana probabilitas peristiwa diprediksi dengan mempertimbangkan peristiwa terkait sebelumnya (Asri & Kuswardani, 2024). Berikut ini adalah rumus untuk menghitung probabilitas bahwa Hipotesis benar (valid) berdasarkan data sampel X (Rumus 1).

$$P(H|X) = \frac{P(X|H).P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Dengan keterangan bahwa X merupakan sampel data yang memiliki kelas (label) yang tidak diketahui, H sebagai hipotesa bahwa X adalah data kelas (label), P(H) adalah peluang dari hipotesa H dan P(X) sebagai peluang dari data sampel yang di amati.

2.3. Support Vector Machine

Support Vector Machine adalah metode klasifikasi dalam pembelajaran terbimbing yang memetakan data ke dimensi yang lebih tinggi untuk menemukan *hyperplane* yang memisahkan data dengan jelas (Handayanto & Herlawati, 2020). Langkah awal adalah mencari *hyperplane* atau pemisah antara dua kelas dengan menggunakan fungsi linear, yang didefinisikan secara matematis (Cholissodin et al., 2020).

$$f(x) = w \cdot x_i + b \quad (2)$$

Dimana w adalah bobot support vector yang tegak lurus dengan *hyperplane*, X sebagai nilai data ke-1 dan b merupakan nilai bias atau *threshold*.

3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini menganalisis sentimen dari berbagai sumber menggunakan metode *CRISP-DM*, mencakup tiga studi kasus: komentar publik terkait kasus perselingkuhan di Instagram, ulasan terhadap Taman Mini Indonesia Indah (TMII) di *Google Review*, dan ulasan

pengguna aplikasi FLO di *Google Play Store*. Pada kasus Instagram, data komentar dari akun @lambe_turah dan @awrekeh.id dikumpulkan dan dibersihkan.

Analisis dilakukan dengan algoritma *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine (SVM)* menggunakan pembagian data 80:20 untuk pelatihan dan pengujian. Evaluasi melalui *Confusion Matrix* menunjukkan SVM memiliki akurasi lebih tinggi, dan model ini diimplementasikan dalam sebuah *website* untuk analisis sentimen komentar secara otomatis. Untuk TMII, data ulasan dikumpulkan menggunakan metode *web scraping*, lalu diproses melalui *case folding*, *tokenizing*, *normalisasi*, *stopword removal*, *stemming*, dan pembobotan TF-IDF. Penyeimbangan data dilakukan menggunakan *SMOTE*, dengan pembagian data latih dan data uji 80:20.

Hasil evaluasi menunjukkan SVM memiliki performa lebih unggul dibandingkan *Naïve Bayes* dalam akurasi, precision, recall, dan F1-score. Studi pada aplikasi FLO juga menggunakan pendekatan serupa, mulai dari pengumpulan dan persiapan data hingga pengujian model. Perbandingan menunjukkan SVM memiliki kinerja lebih baik dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna. Hasil analisis ini menunjukkan bahwa algoritma SVM lebih efektif untuk klasifikasi sentimen di berbagai *Platform*, dengan potensi implementasi pada sistem berbasis web untuk mendukung evaluasi layanan dan analisis opini masyarakat secara efisien.

3.1. Business Understanding

Pada tahap *business understanding*, penelitian berfokus pada analisis sentimen dari tiga studi kasus untuk memahami tujuan dan konteks permasalahan yang ingin diselesaikan. Studi pertama bertujuan untuk membantu pengelola TMII meningkatkan layanan dengan menganalisis sentimen ulasan pengguna di *Google Review*, yang diklasifikasikan menjadi sentimen positif atau negatif meskipun menghadapi tantangan berupa data yang tidak terstruktur. Studi kedua berupaya memberikan wawasan kepada tim pengembang aplikasi FLO melalui analisis sentimen ulasan pengguna, dengan tujuan mendukung pengembangan dan perbaikan fitur berdasarkan sentimen yang telah diklasifikasikan. Studi ketiga menganalisis komentar publik di Instagram terkait kasus perselingkuhan, yang dipilih karena relevansinya sebagai isu sosial terkini. Fokusnya adalah memahami opini masyarakat untuk mendukung pengelolaan dampak sosial, sekaligus menentukan algoritma terbaik antara *Naïve Bayes* dan SVM dalam klasifikasi sentimen. Semua studi menekankan pentingnya klasifikasi sentimen yang akurat sebagai dasar pengambilan keputusan strategis

3.2. Data Understanding

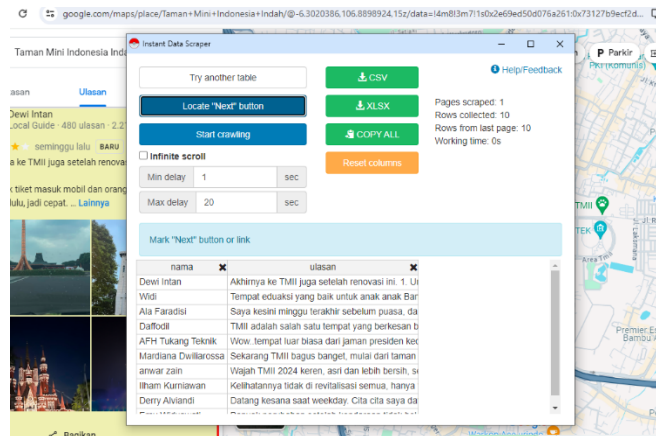
Pada tahap *data understanding*, fokus penelitian mengeksplorasi dan menganalisis data awal dari tiga studi kasus untuk memahami karakteristik dan struktur yang mendasari proses analisis sentimen. Pada studi ulasan TMII di *Google Review*, eksplorasi melibatkan identifikasi pola seperti distribusi panjang ulasan, frekuensi kata kunci, dan pola sentimen awal (positif, negatif, atau netral) untuk memastikan data relevan dan representatif. Dalam studi ulasan aplikasi FLO, analisis mencakup elemen-elemen sentimen seperti kata evaluatif dan

Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine untuk Mengolah Sentimen Ulasan dan Komentar di Platform Digital

pengalaman pengguna, sementara tantangan berupa noise dan keberagaman format ulasan diatasi melalui teknik pra-pemrosesan seperti pembersihan teks dan normalisasi. Pada komentar Instagram terkait kasus perselingkuhan, eksplorasi difokuskan pada analisis frekuensi kata, istilah terkait, dan deteksi bias sentimen awal, dengan perhatian pada elemen khas seperti slang, emoji, dan tagar. Secara keseluruhan, tahap ini memastikan pemahaman yang menyeluruh tentang pola, keterbatasan, dan kebutuhan pra-pemrosesan data untuk mendukung analisis sentimen menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan SVM.

Dalam penelitian melibatkan pengumpulan data dari tiga sumber berbeda. Data komentar Instagram terkait kasus perselingkuhan yang viral diambil dari akun @lambe_turah dan @awrekeh.id, dengan total 1200 komentar, menggunakan teknik Web Scraping melalui ekstensi Data Miner. Data ulasan TMII di *Google Review* dikumpulkan dari Januari 2023 hingga Maret 2024, sebanyak 1.616 ulasan, menggunakan *Platform Instant Data Scraper* di *Google Chrome*. Sedangkan data ulasan aplikasi FLO di *Google Play Store* diambil dari Desember 2018 hingga Mei 2024, dengan total 1.393 ulasan, melalui teknik *scraping* menggunakan *Jupyter Notebook* dan diunduh dalam format CSV. Pada tahap ini, data yang tidak relevan untuk analisis sentimen dihapus, menyisakan kolom *username*, *score*, *at*, dan *content*.

Gambar 2 menampilkan teknik *scraping* pada kasus di TMII, sedangkan Gambar 3 menunjukkan hasil data *scraping* untuk kasus aplikasi FLO.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 2. Teknik Scapping

	userName	score	at	content
796	Imun Maemunah	5	2024-05-22 09:29:54	sangat istimewa sekali
797	Anisah_Marcellia26	5	2024-05-22 05:13:56	bagus,cuma bahasa nya pke inggris 🍻
798	andin puspita dewi	5	2024-05-21 22:44:04	suka banget sama aplikasi ini, simple ngga rib...
799	김yuniar	5	2024-05-21 21:03:12	kren
800	Fey Fan	5	2024-05-21 18:40:35	akurat

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 3. Hasil Data Scapping

3.3. Data Preparation

Pada tahap Data Preparation, data dari tiga studi kasus diproses untuk memastikan kualitas dan konsistensinya dalam analisis sentimen menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan

Support Vector Machine (SVM). Untuk ulasan TMII di *Google Review*, langkah-langkah seperti pembersihan teks, normalisasi, penghapusan *stopwords*, *tokenisasi*, serta lemmatisasi atau stemming diterapkan, dan data diberi label sentimen secara manual atau semi-otomatis. Pada ulasan aplikasi FLO, selain proses serupa, tambahan fokus diberikan pada penghapusan *noise* seperti duplikasi, emoji, atau kata tidak relevan, serta pemanfaatan metadata seperti tanggal ulasan dan peringkat bintang. Komentar di Instagram terkait kasus perselingkuhan diproses dengan menangani elemen khas seperti emoji, *slang*, *hashtag*, serta mendeteksi dan menghapus spam. Data dari semua studi kemudian diubah menjadi representasi numerik, seperti Bag of Words atau TF-IDF, dan dibagi menjadi set pelatihan serta pengujian untuk memastikan analisis yang akurat dan andal.

Langkah-langkah *preprocessing* data meliputi: mengubah huruf menjadi huruf kecil, tokenisasi, normalisasi dan penghapusan data duplikat, penghapusan *stopword*, *stemming*, dan pembobotan TF-IDF.

a. *Case Folding*

Tahap ini membersihkan teks dengan mengubah huruf menjadi huruf kecil, menghapus username media sosial, karakter non-alfanumerik, kata tunggal yang hanya satu huruf, dan spasi berlebihan. Gambar 4 menunjukkan hasil penerapan *case folding*.

Sebelum Case Folding	Sesudah Case Folding
Hanya demi kepuasan, kesenangan, "sensasi" sesaat kalian korbankan perasaan pasangan dan anak-anak 😞	hanya demi kepuasan kesenangan sensasi sesaat kalian korbankan perasaan pasangan dan anak anak
Emang lagi musim nya 2023 "Perceraian"	emang lagi musim nya perceraian
Orang suka selingkuh tipe orang yg tidak setia selain karena gatal dan suka merusak rumah tangga orang, org tersebut ga layak di contohi perilaku buruknya..	orang suka selingkuh tipe orang yg tidak setia selain karena gatal dan suka merusak rumah tangga orang org tersebut ga layak di contohi perilaku buruknya

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 4. Hasil Penerapan *Case Folding* pada Kasus Perselingkuhan

b. *Tokenizing*

Tokenizing adalah proses memisahkan teks menjadi unit-unit kecil, seperti kata-kata individu. Gambar 5 menunjukkan hasil penerapan *tokenizing*.

Sebelum Tokenizing	Sesudah Tokenizing
hanya demi kepuasan kesenangan sensasi sesaat kalian korbankan perasaan pasangan dan anak anak	[hanya, demi, kepuasan, kesenangan, sensasi, sesaat, kalian, korbankan, perasaan, pasangan, dan, anak, anak]
emang lagi musim nya perceraian	[emang, lagi, musim, nya, perceraian]
orang suka selingkuh tipe orang yg tidak setia selain karena gatal dan suka merusak rumah tangga orang org tersebut ga layak di contohi perilaku buruknya	[orang, suka, selingkuh, tipe, orang, yg, tidak, setia, selain, karena, gatal, dan, suka, merusak, rumah, tangga, orang, org, tersebut, ga, layak, di, contohi, perilaku, buruknya]

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 5. Hasil Penerapan *Tokenizing* pada Kasus Perselingkuhan

c. *Normalize*

Normalisasi adalah proses merapikan *dataset*, menghilangkan data duplikat dan mengubah kata tidak baku menjadi kata baku. Gambar 6 menunjukkan hasil penerapan *text normalization*.

Sebelum Normalisasi	Sesudah Normalisasi
[hanya, demi, kepuasan, kesenangan, sensasi, sesaat, kalian, korbankan, perasaan, pasangan, dan, anak, anak]	[hanya, demi, kepuasan, kesenangan, sensasi, sesaat, kalian, korbankan, perasaan, pasangan, dan, anak, anak]
[emang, lagi, musim, nya, perceraian]	[emang, lagi, musim, nya, perceraian]
[orang, suka, selingkuh, tipe, orang, yg, tidak, setia, selain, karena, gatal, dan, suka, merusak, rumah, tangga, orang, org, tersebut, ga, layak, di, contohi, perilaku, buruknya]	[orang, suka, selingkuh, tipe, orang, yang, tidak, setia, selain, karena, gatal, dan, suka, merusak, rumah, tangga, orang, orang, tersebut, tidak, layak, di, contoh, perilaku, buruknya]

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 6. Hasil Penerapan *Text Normalization* pada Kasus Perselingkuhan

d. Stopword Removal

Stopwords adalah kata-kata umum yang tidak penting dalam analisis teks, seperti "dan", "atau", "yang", dan lainnya. Tahap ini melibatkan penghapusan *stopwords* dari teks untuk mengurangi dimensi teks yang tidak relevan dan meningkatkan fokus pada kata-kata yang mungkin lebih bermakna dalam menentukan sentimen. Gambar 7 menunjukkan hasil penerapan *Stopword removal*.

Sebelum Stopword	Sesudah Stopword
[hanya, demi, kepuasan, kesenangan, sensasi, sesaat, kalian, korbankan, perasaan, pasangan, dan, anak, anak]	[kepuasan, kesenangan, sensasi, korbankan, perasaan, pasangan, anak, anak]
[emang, lagi, musim, nya, perceraian]	[emang, musim, perceraian]
[orang, suka, selingkuh, tipe, orang, yang, tidak, setia, selain, karena, gatal, dan, suka, merusak, rumah, tangga, orang, orang, tersebut, tidak, layak, di, contohi, perilaku, buruknya]	[orang, suka, selingkuh, tipe, orang, setia, gatal, suka, merusak, rumah, tangga, orang, orang, layak, contoh, perilaku, buruknya]

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 7. Hasil Penerapan *Stopword Removal* pada Kasus Perselingkuhan

e. Stemming

Stemming adalah proses mengubah kata-kata ke bentuk dasarnya untuk mengurangi variasi kata yang memiliki arti sama, sehingga menyederhanakan teks dan meningkatkan efektivitas analisis. Gambar 8 menunjukkan *dataset* yang telah diproses menggunakan teknik stemming untuk memastikan bahwa semua kata berada dalam bentuk dasar mereka.

Sebelum Stemming	Sesudah Stemming
[kepuasan, kesenangan, sensasi, korbankan, perasaan, pasangan, anak, anak]	puas senang sensasi korban asa pasang anak anak
[emang, musim, perceraian]	emang musim cerai
[orang, suka, selingkuh, tipe, orang, setia, gatal, suka, merusak, rumah, tangga, orang, orang, layak, contoh, perilaku, buruknya]	orang suka selingkuh tipe orang setia gatal suka rusak rumah tangga orang orang layak contoh perilaku buruk

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 8. Hasil Penerapan Stemming pada Kasus Perselingkuhan

f. Labeling

Proses pelabelan data melibatkan klasifikasi ulasan ke dalam kategori positif dan negatif. Ulasan yang diberi bintang 1, 2, dan 3 dianggap sebagai ulasan negatif, sementara ulasan dengan bintang 4 dan 5 dikategorikan sebagai ulasan positif. *Labeling* adalah tahapan dalam analisis sentimen yang melibatkan penandaan atau pemberian label pada data. Proses ini menggunakan kamus *lexicon_indonesia* untuk menilai sentimen suatu teks dan memberikan label 'positif' atau 'negatif' berdasarkan skor. Sebelum melakukan proses

stopword, pelabelan dilakukan terlebih dahulu untuk memastikan bahwa kata-kata yang diperlukan untuk pelabelan tidak terhapus, memungkinkan klasifikasi dan pemahaman lebih lanjut terhadap sentimen dalam teks. Gambar 9 menampilkan data yang telah dilabel secara otomatis.

Komentar	Sentimen
puas senang sensasi korban asa pasang anak anak	Negatif
emang musim cerai	Negatif
orang suka selingkuh tipe orang setia gatal suka rusak rumah tangga	Negatif
orang orang layak contoh perilaku buruk	
kerja enak hidup enak istri cantik lu syukur aneh	Positif
cantik istri sah	Positif

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 9. Hasil Pelabelan pada Data Kasus Perselingkuhan

g. *TF-IDF*

TF-IDF adalah metode untuk mengukur pentingnya sebuah kata dalam dokumen. melibatkan perhitungan frekuensi kata dalam dokumen (*Term Frequency*) dan seberapa umum kata tersebut di semua dokumen (*Inverse Document Frequency*), memberikan representasi numerik kata dalam dokumen.

(0, 356)	0.6704431397069062
(0, 1554)	0.43183992755176803
(0, 271)	0.4748597077632168
(0, 962)	0.3721942118505636
(1, 216)	0.6727056676499028
(1, 1028)	0.7399101869225064
(2, 2214)	0.515124880995466
(2, 2056)	0.5957143828248938
(2, 2018)	0.6162554105847371
(3, 1052)	0.7410143194941442
(3, 1567)	0.671489224265461

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

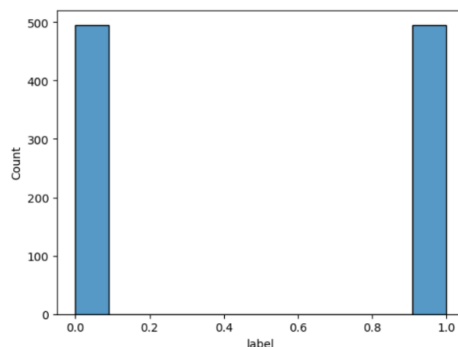
Gambar 10. Hasil Penerapan Vektorisasi *TF-IDF* Pada Seluruh *Dataset* pada Kasus Perselingkuhan

Pada tahap *TF-IDF*, dilakukan pembobotan kata atau mengubah teks menjadi representasi numerik, dengan tujuan agar algoritma dapat menganalisis dan memproses data teks secara efektif. Gambar 10 menampilkan hasil dari penerapan vektorisasi *TF-IDF* pada seluruh *dataset*, yang memungkinkan penggunaan data untuk tahap analisis berikutnya.

h. *SMOTE*

Pada tahap ini, dilakukan penggunaan *SMOTE* (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) untuk mengatasi ketidakseimbangan antara kelas dalam *dataset*. Metode ini bekerja dengan menambahkan sampel baru pada kelas minoritas serta mempertimbangkan kelas sampel yang lain, dengan tujuan untuk meningkatkan jumlah sampel dan menghasilkan hasil yang lebih seimbang. *SMOTE* digunakan untuk menangani ketidakseimbangan kelas dengan menambahkan sampel baru ke kelas minoritas. Proses ini dilakukan setelah tahap *TF-IDF* karena library *imblearn* hanya mendukung data numerik. Gambar 11 menampilkan hasil dari *SMOTE* pada *dataset*, yang menghasilkan distribusi data

yang lebih seimbang dalam sentimen, dengan bentuk histogram yang menunjukkan penyeimbangan antara sentimen negatif dan positif.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 11. Hasil SMOTE Pada Dataset

3.4. Modeling

Pada tahap *Modeling*, penelitian ini menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine (SVM)* untuk membangun model klasifikasi sentimen pada tiga studi kasus. Untuk ulasan TMII di *Google Review*, model dilatih menggunakan data yang telah diproses untuk mengklasifikasikan sentimen menjadi positif atau negatif, dengan evaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, dan *recall*. Pada studi ulasan aplikasi FLO, model dibuat dengan mempertimbangkan fitur tambahan seperti metadata ulasan (contoh: peringkat bintang) untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Sementara itu, pada komentar Instagram terkait kasus perselingkuhan, tantangan berupa elemen khas seperti slang dan emoji ditangani dengan fitur representasi teks seperti *Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)*. Model diuji menggunakan data uji terpisah untuk memastikan performa yang andal dan dibandingkan untuk menentukan algoritma yang memberikan hasil paling optimal di masing-masing kasus.

Pada tahap *Modeling*, dilakukan klasifikasi sentimen pada data komentar Instagram menggunakan dua metode, yaitu *Naïve Bayes* yang memanfaatkan probabilitas, dan *Support Vector Machine (SVM)* dengan pendekatan kernel linear. Sebelum memodelkan, data harus di-split terlebih dahulu, di mana 80% digunakan sebagai data training untuk melatih model, sementara 20% digunakan sebagai data testing untuk menguji kinerja model. Proses ini didasarkan pada hasil *SMOTE* untuk memastikan kualitas data. Tujuan dari penggunaan data pelatihan dan pengujian adalah untuk mempelajari model dengan data yang diketahui dan menguji bagaimana model tersebut berkinerja dengan data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Pada tahap ini, data diklasifikasikan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine (SVM)*. Untuk algoritma *Naïve Bayes*, proses modeling menggunakan library multinomial *Naïve Bayes*, dan evaluasi menggunakan *confusion matrix*. Untuk algoritma SVM, proses modeling menggunakan, kernel linear.

a. *Spliting Data*

Pada tahap ini, *dataset* dipisahkan menjadi dua bagian: data latih (*training*) yang terdiri dari 80% dari total *dataset*, dan data uji (*testing*) yang terdiri dari 20% dari total *dataset*. Tujuannya adalah agar model dapat dilatih menggunakan data latih dan kemudian dievaluasi kinerjanya menggunakan data uji.

b. *Naïve Bayes*

Setelah data dibagi menjadi data latih dan data uji, model *Naïve Bayes* diuji menggunakan library *Multinomial Naïve Bayes*. Pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model dalam klasifikasi data. Hasilnya menunjukkan bahwa model memiliki akurasi sebesar 74%, menunjukkan kemampuan model yang cukup baik dalam mengklasifikasikan ulasan.

```
nb_classifier = MultinomialNB()
nb_classifier.fit(X_train, Y_train)
naive_bayes_pred = nb_classifier.predict(X_test)

print('Akurasi Model : ', accuracy_score(naive_bayes_pred, Y_test))

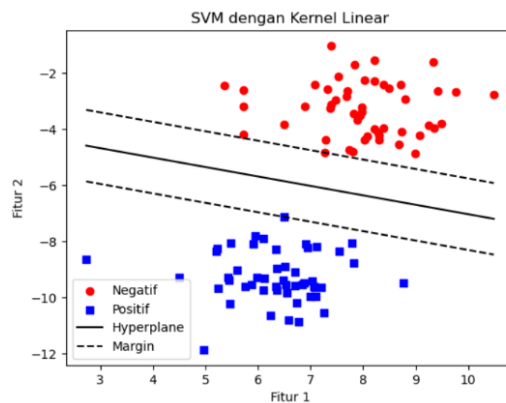
Akurasi Model : 0.7424242424242424
```

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 12. Hasil *Naive Bayes* Dengan *Multinomial Naive Bayes*

c. *Support Vector Machine*

Pada tahap ini, dilakukan pemodelan *Support Vector Machine* menggunakan library *sklearn* dengan kernel linear. Tujuan dari proses pengujian adalah untuk mengevaluasi kinerja model dalam mengklasifikasikan data. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 75%, model ini berhasil memisahkan data dengan baik, sebagaimana ditunjukkan pada ilustrasi tersebut.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 13. Hasil SVM Dengan Kernel Linear

3.5. Evaluation

Pada tahap *evaluation*, model yang dibangun dalam tiga studi kasus diuji untuk mengukur performanya berdasarkan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Pada studi ulasan TMII di *Google Review*, model dievaluasi untuk memastikan kemampuannya mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif dengan tingkat kesalahan minimal. Untuk ulasan aplikasi FLO, evaluasi difokuskan pada seberapa baik model

memanfaatkan fitur tambahan seperti metadata ulasan dalam meningkatkan kualitas prediksi sentimen. Sementara itu, pada komentar Instagram terkait kasus perselingkuhan, tantangan evaluasi melibatkan pengukuran akurasi model dalam menangani data informal yang mengandung slang, emoji, dan tagar. Hasil evaluasi dari algoritma *Naïve Bayes* dan *SVM* dibandingkan untuk menentukan model dengan performa terbaik di setiap studi kasus, memastikan bahwa hasil analisis sentimen dapat diandalkan untuk mendukung tujuan penelitian.

Pada tahap evaluasi, dilakukan pengujian kinerja algoritma menggunakan confusion matrix. Metrik evaluasi seperti accuracy, recall, precision, dan F1-score digunakan untuk mengevaluasi model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan pengguna. Hasil evaluasi ini memberikan gambaran seberapa baik model dalam mengklasifikasikan sentimen. Perbandingan antara performa algoritma *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* dilakukan untuk menentukan model yang paling efektif, dengan skenario 80:20 maka dapat dilihat hasil dari kedua algoritma pada Gambar 14.

Algoritma	Accuracy	Recall	Precision	F1-Score
Naïve Bayes	74%	88%	67%	76%
Support Vector Machine	74%	74%	71%	72%

(a)

Model	Split Data	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Naïve Bayes	80:20	82%	78%	90%	83%
Support Vector Machine	80:20	85%	79%	96%	87%

(b)

Algoritma	Split Data	Akurasi	Recall	Precision	F1-Score
Naïve Bayes	80:20	86%	94%	82%	88%
Support Vector Machine	80:20	91%	96%	87%	92%

(c)

Sumber: Hasil Penelitian (2024)

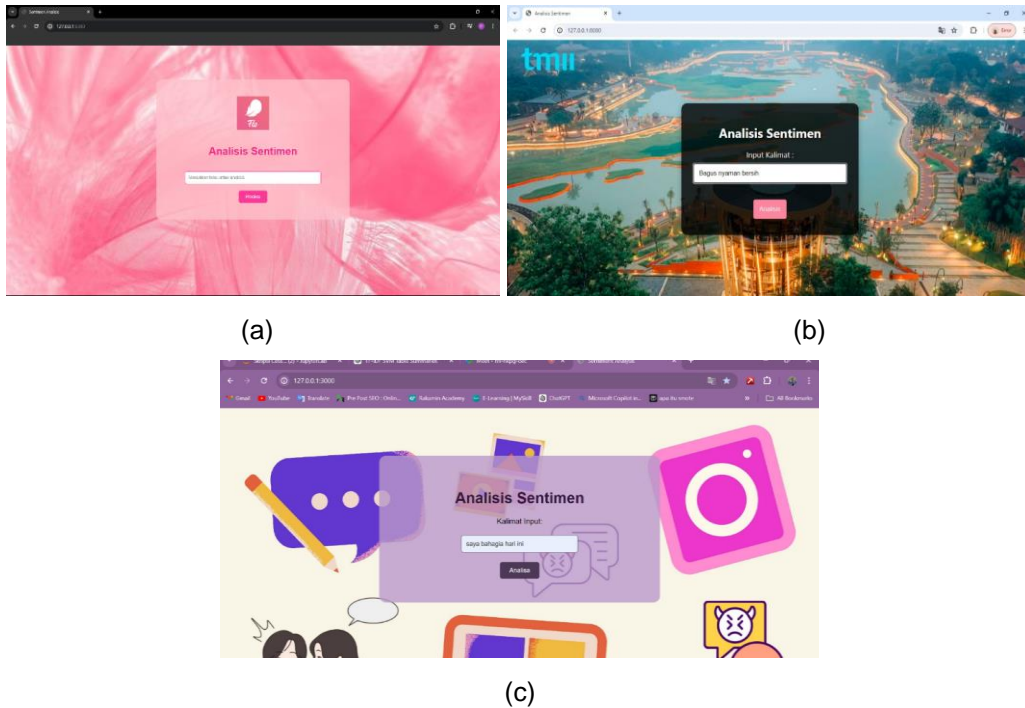
Gambar 14. (a) Hasil *Confusion Matrix Naïve Bayes* dan *SVM* untuk Aplikasi FLO, (b) TMII, (c) Kasus Perselingkuhan

3.6. Deployment

Pada tahap *deployment*, hasil dari model analisis sentimen diterapkan untuk mendukung pengambilan keputusan praktis dalam tiga studi kasus. Untuk studi ulasan TMII di *Google Review*, model yang telah terlatih digunakan untuk secara otomatis mengklasifikasikan ulasan baru, memberikan wawasan berkelanjutan kepada manajemen TMII tentang persepsi pengunjung terkait layanan dan fasilitas. Pada ulasan aplikasi FLO, model diterapkan dalam sistem feedback aplikasi untuk membantu tim pengembang secara real-time memahami sentimen pengguna, sehingga perbaikan fitur dapat dilakukan lebih cepat dan tepat sasaran. Untuk komentar Instagram terkait kasus perselingkuhan, model digunakan untuk menganalisis opini publik secara otomatis, menghasilkan laporan sentimen yang membantu pihak terkait dalam memahami persepsi masyarakat terhadap isu tersebut. Proses *deployment* mencakup

integrasi model ke dalam sistem berbasis web atau aplikasi, pemantauan performa secara berkala, dan pembaruan model sesuai dengan perubahan pola data atau kebutuhan pengguna.

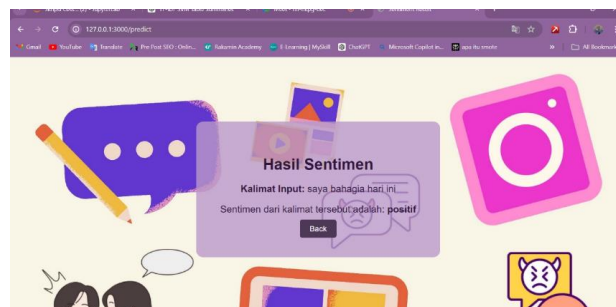
Website ini memudahkan pengguna dalam mengakses dan menganalisis sentimen ulasan. Gambar 15 tampilan utama *website* yang menampilkan analisis sentimen secara visual, mempermudah interpretasi data dan memastikan analisis dapat diakses dan dimanfaatkan secara luas. *Website* ini dirancang untuk melakukan analisis sentimen terhadap teks yang dimasukkan, pengguna dapat memasukkan teks komentar dan mendapatkan hasil analisis sentimennya, yaitu positif atau negatif.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 15. (a) Tampilan *website* untuk Input kalimat Sentimen untuk Aplikasi Flo, (b) TMII, (c) Kasus Perselingkuhan

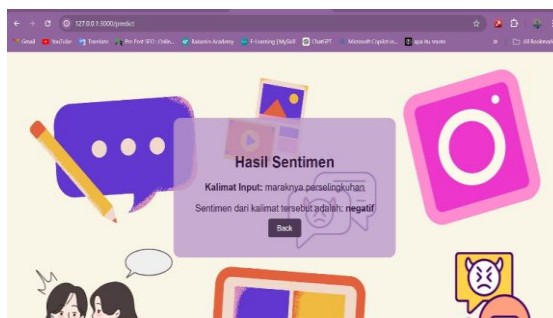
Pada Gambar 16 hasilnya terlihat sebuah kalimat yang menyatakan "saya bahagia hari ini" yang dianalisis sebagai sentimen "positif". Untuk menganalisis kalimat lainnya, pengguna cukup menekan tombol 'Back' yang tersedia di halaman *website*, dan tampilan input analisis sentimen akan muncul kembali di halaman awal situs web.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 16. Hasil dari Kalimat Input Positif untuk Kasus Perselingkuhan

Di Gambar 17 pengguna mengirimkan kalimat "maraknya perselingkuhan". Setelah memasukkan kalimat, pengguna dapat mengklik tombol "Analisa" untuk mengolah dan mendapatkan hasil analisis sentimen.



Sumber: Hasil Penelitian (2024)

Gambar 17. Hasil dari Kalimat Input Negatif untuk Kasus Perselingkuhan

4. Kesimpulan

Analisis sentimen menggunakan metode *CRISP-DM* dilakukan pada komentar publik di Instagram, ulasan aplikasi FLO, dan ulasan TMII di *Google Review*. Komentar Instagram menunjukkan 918 sentimen negatif dan 282 positif. SVM unggul dengan akurasi 91%, precision 87%, recall 96%, dan f1-score 92%, dibandingkan *Naïve Bayes* (86%, 82%, 94%, 88%). Ulasan aplikasi FLO menunjukkan dominasi sentimen positif, dengan 796 positif dan 597 negatif. SVM memiliki metrik lebih baik dibanding *Naïve Bayes*, meski akurasi keduanya sama-sama 74%. Ulasan TMII didominasi sentimen negatif, dengan 1.215 negatif dan 336 positif. SVM mencapai akurasi 85% dan f1-score 87%, melampaui *Naïve Bayes* dengan akurasi 82% dan f1-score 83%. Hasil ini menegaskan SVM lebih efektif untuk analisis sentimen dan dapat diterapkan untuk memahami opini publik secara akurat serta mendukung evaluasi dan pengambilan keputusan.

Daftar Pustaka

- Afifah, N. F., & Voutama, A. (2023). Analisis Sentimen Isu Perselingkuhan pada Postingan Autobase Twitter @tanyarlfe Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Bianglala Informatika*, 11(1), 32–37. <https://doi.org/10.31294/bi.v11i1.16396>
- Asri, Y., & Kuswardani, D. (2024). *Machine Learning & Deep Learning: Analisis Sentimen Menggunakan Ulasan Pengguna Aplikasi*. uwais inspirasi indonesia.
- Cholissodin, I., Sutrisno, Soebroto, A. A., Hasanah, U., & Febiola, Y. I. (2020). *AI, Machine Learning & Deep Learning: (Teori & Implementasi)* (Versi 1.01). Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya.
- Fanissa, S., Fauzi, M. A., & Adinugroho, S. (2018). Analisis Sentimen Pariwisata di Kota Malang Menggunakan Metode Naive Bayes dan Seleksi Fitur Query Expansion Ranking. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(8), 2766–2770.
- Fitriana, R., Habyba, A. N., & Febriani, E. (2022). *Data Mining dan Aplikasinya: Contoh Kasus di*

- Industri Manufaktur dan Jasa. Wawasan Ilmu.*
<https://books.google.co.id/books?id=9XGwEAAAQBAJ&printsec=frontcover&hl=id#v=onepage&q&f=false>
- Habiba, S. U. (2022). *Redesain UI/UX Aplikasi Pencatat Siklus Menstruasi FLO Dengan Pendekatan Design Thinking*. Universitas Nahdlatul Ulama Sidoarjo.
- Handayanto, R. T., & Herlawati. (2020). *Data Mining dan Machine Learning Menggunakan Matlab dan Python*. Informatika Bandung.
- Herlawati, H., Handayanto, R. T., Atika, P. D., Khasanah, F. N., Yusuf, A. Y. P., & Septia, D. Y. (2021). Analisis Sentimen Pada Situs Google Review dengan Naïve Bayes dan Support Vector Machine. *Jurnal Komtika (Komputasi Dan Informatika)*, 5(2), 153–163. <https://doi.org/10.31603/komtika.v5i2.6280>
- Mu'izza, I. (2019). *Kepuasan Pengunjung di Taman Mini Indonesia*. 4(2), 178–188.
- Mutia, C. (2023). Indonesia Jadi Negara dengan Pengguna Instagram Terbanyak ke-4 di Dunia. *Databoks, Oktober*, 4–5.
- Pakpahan, D., Widyastuti, H., Politeknik,), & Batam, N. (2014). Aplikasi Opinion Mining dengan Algoritma Naïve Bayes untuk Menilai Berita Online. *Jurnal Integrasi*, 6(1), 1–10.
- Pratama, I. P. A. E. (2020). *Social Media Dan Social Network*. Informatika Bandung.
- Santoso, A., Fatmawaty, L., & Kurniati, R. (2012). *Aplikasi Periodik Unsur Kimia Berbasis Mobile*. PPPM.
- Suntoro, J. (2019). *Data Mining : Algoritma dan Implementasi dengan Pemrograman PHP*. Elex Media Komputindo.
- Susilowati, R. (2022). Pengaruh Social Media Marketing Instagram Terhadap Keputusan Pembelian Produk Di Sonokuno Kitchen Jakarta. *Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, 1(02), 49–56. <https://doi.org/10.56127/jukim.v1i02.224>
- Syahlan, M. S., Irmayanti, D., & Alam, S. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Tempat Wisata Dari Komentar Pengunjung Dengan Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm). *Simtek: Jurnal Sistem Informasi Dan Teknik Komputer*, 8(2), 315–319. <https://doi.org/10.51876/simtek.v8i2.281>
- Wibawana, W. A. (2022). *Sejarah Taman Mini Indonesia Indah dan Serba-serbi tentang TMII*.
- Wirenviona, R., & Riris, A. A. I. D. C. (2020). *Edukasi Kesehatan Reproduksi Remaja*. Airlangga University Press.