

Analisis Sentimen Ulasan Pengguna pada Aplikasi SIREKAP 2024 Menggunakan Machine Learning

Taufik Hidayat^{*1}, Nurchim², Nurmalitasari³

^{1,2,3}Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Duta Bangsa Surakarta

Email: ^{*1}202020353@mhs.udb.ac.id, ²nurchim@udb.ac.id, ³nurmalitasari@udb.ac.id

(Naskah masuk: 27 Juni 2024, diterima untuk diterbitkan: 10 Januari 2025)

Abstrak: Aplikasi Sirekap 2024 adalah sebuah aplikasi baru yang digunakan untuk mencatat dan melaporkan kegiatan dan hasil pemungutan suara pada Pemilihan Umum di Indonesia tahun 2024. Terdapat berbagai pandangan pro dan kontra terkait penggunaan aplikasi ini, sehingga cocok menjadi objek penelitian. Bertujuan untuk klasifikasi data ulasan pada bulan Februari tanggal 14 sampai 28 pada aplikasi sirekap 2024 ke dalam kategori sentimen positif, negatif, dan netral menggunakan dua algoritma pembelajaran mesin yang berbeda, serta membandingkan dan menentukan algoritma terbaik. dua algoritma yang penulis gunakan untuk penelitian ini yaitu Naive Bayes dan SVM. Metode penelitian mencakup tahap pengumpulan data ulasan, preprocessing data, evaluasi hasil, dan penentuan dan perbandingan metode terbaik. Penelitian ini menghasilkan nilai akurasi adalah Naive Bayes (94%) dan SVM (95%). SVM terbukti menjadi model machine learning yang paling baik untuk menganalisa ulasan pengguna aplikasi Sirekap 2024 karena memiliki nilai akurasi tertinggi yaitu (95%).

Kata Kunci – Sirekap 2024; Analisis Sentimen; Naive Bayes; SVM

Sentiment Analysis of User Reviews on The SIREKAP 2024 Application Using Machine Learning

Abstract: The Sirekap 2024 application is a new application used to record and report voting activities and results in the General Election in Indonesia in 2024. There are various pro and con views regarding the use of this application, making it suitable as an object of research. Aiming to classify review data in February 14 to 28 on the sirekap 2024 application into positive, negative, and neutral sentiment categories using two different machine learning algorithms, as well as comparing and determining the best algorithm. two algorithms that the author uses for this research are Naive Bayes and SVM. The research method includes the stages of collecting review data, preprocessing data, evaluating results, and determining and comparing the best method. This research resulted in accuracy values of Naive Bayes (94%) and SVM (95%). SVM proved to be the best machine learning model for analyzing Sirekap 2024 application user reviews because it has the highest accuracy value (95%).

Keywords – Sirekap 2024; Sentiment Analysis; Naive Bayes; SVM

1. PENDAHULUAN

Aplikasi mobile saat ini menjadi sangat penting untuk kehidupan kita sehari-hari, menyediakan berbagai layanan dan kemudahan bagi pengguna untuk berbagai aktivitas. Salah satu hal yang menentukan keberhasilan sebuah aplikasi adalah respons dan pengalaman yang didapatkan pengguna melalui ulasan dan umpan balik mereka. Ulasan pengguna di platform distribusi digital contohnya google play store adalah sumber informasi yang sangat berharga bagi pengembang, membantu mereka memahami kebutuhan dan preferensi pengguna dan meningkatkan kualitas aplikasi mereka[1].

Dalam konteks aplikasi sirekap 2024, sebuah aplikasi yang digunakan untuk mencatat dan melaporkan kegiatan dan hasil pemungutan suara pada Pemilihan Umum di Indonesia pada tahun 2024. Sirekap 2024 ini dirancang untuk membantu proses pemungutan suara menjadi lebih efisien dan transparan dengan memanfaatkan teknologi digital. Aplikasi ini tergolong aplikasi baru dan

masih terdapat pro dan kontra terhadap penggunaan aplikasi ini sendiri, maka dari itu penulis memilih aplikasi ini untuk dijadikan objek penelitian[2]. Dalam penggunaan sirekap, masalah keterbukaan juga menjadi perhatian utama[3]. Untuk beberapa kasus terdapat kendala seperti susah sekali masuk kedalam aplikasi dan server seringkali eror[4]. Didalam pelaksanaannya pun masih banyak kekeliruan dalam khususnya dibagian penginputan data[5].

Analisis sentimen adalah metode yang digunakan untuk mengekstrak dan mengevaluasi sentimen yang terkandung dalam teks, seperti ulasan pengguna. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi sentimen didalam teks menjadi negatif, netral, atau positif. Dengan melakukan analisis sentimen, para pengembang dapat memahami bagaimana pengguna merespons aplikasi mereka dan mengambil tindakan yang sesuai[6].

Berbagai algoritma dan metode telah dikembangkan untuk menganalisis sentimen dalam teks. Algoritma-algoritma tersebut dipilih berdasarkan keunggulannya masing-masing dalam memproses data teks. Naive Bayes Classifier adalah salah satu algoritma dalam teknik data mining yang menerapkan teori Bayes untuk klasifikasi. Dalam pengenalan pola, teorema keputusan Bayes adalah metode statistik utama. Nilai atribut, jika diberikan nilai output, secara kondisional saling bebas, adalah asumsi sederhana yang didasarkan pada Naive Bayes[7]. Penulis memilih algoritma Naive Bayes karena kecepatan dan kesederhanaannya dalam menerapkan model probabilitas. SVM adalah algoritma pembelajaran mesin yang bekerja berdasarkan prinsip SRM. Algoritma ini bertujuan menemukan hyperplane terbaik yang memisahkan dua kelas dalam ruang input. Hyperplane terbaik adalah yang berada tepat di tengah-tengah antara dua kelompok objek dari dua kelas tersebut. Untuk menentukan hyperplane pemisah terbaik, margin hyperplane diukur dan titik-titik yang mendekati margin dianalisis[8]. SVM dipilih karena kemampuannya dalam menangani klasifikasi biner dengan baik dan kemampuannya dalam menangani data yang kompleks dengan dimensi yang tinggi[9].

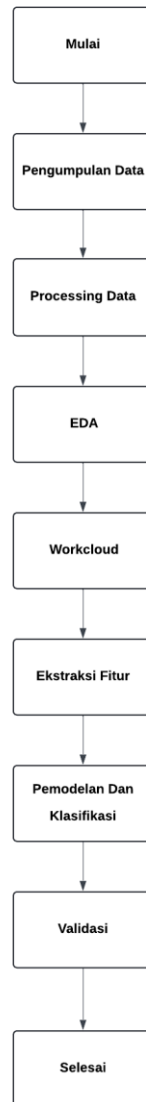
Tujuan penelitian ini adalah mengidentifikasi efektivitas algoritma Naive Bayes dan SVM lalu menentukan model terbaik dalam menganalisis sentimen ulasan pengguna pada aplikasi sirekap 2024.

2. METODE PENELITIAN

Penulis menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan pembelajaran mesin atau komputasional untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna pada aplikasi Sirekap 2024. Sumber data terdiri dari ulasan pengguna dari tanggal 14 Februari sampai 28 Februari 2024 yang diperoleh dari teknik web scraping. Teknik pengumpulan data mencakup ekstraksi ulasan yang kemudian disimpan dalam format csv guna analisis lebih lanjut. Selanjutnya adalah preprocessing data meliputi beberapa tahap yaitu cleaning text, tokenisasi, stopword removal dan pelabelan. Fitur di ekstraksi menggunakan metode TF-IDF dan model klasifikasi dibangun menggunakan algoritma Naive Bayes dan SVM. Selanjutnya, kinerja model dinilai menggunakan skor F1, akurasi, presisi, dan recall.

Gambar 1 menggambarkan alur proses analisis sentimen yang terdiri dari beberapa tahap utama. Pertama yaitu mengumpulkan ulasan aplikasi Sirekap dari Google Play Store menggunakan Google Play Scraper dalam rentang waktu tertentu untuk memperoleh sampel yang representatif. Selanjutnya, dilakukan pemrosesan data, yang mencakup pembersihan teks ulasan dari karakter yang tidak diinginkan, pelabelan menggunakan `.map()`, tokenisasi, penambahan fitur panjang konten dan persentase tanda baca, lemmatization, serta penghapusan stopwords untuk menyederhanakan teks. Setelah itu, Exploratory Data Analysis (EDA) dilakukan untuk memahami karakteristik dasar data ulasan yang telah diproses, termasuk distribusi skor ulasan dan frekuensi kata. Selanjutnya, wordcloud dibuat untuk memvisualisasikan kata-kata yang paling sering muncul dalam ulasan positif dan negatif, guna mengidentifikasi tema umum yang dibicarakan pengguna. Pada tahap ekstraksi fitur, teks ulasan diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode TF-IDF dan tambahan fitur seperti panjang konten dan persentase tanda baca. Proses berikutnya

adalah pemodelan dan klasifikasi, di mana model klasifikasi sentimen dibangun menggunakan algoritma seperti Multinomial Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM) untuk memprediksi sentimen ulasan. Terakhir, dilakukan validasi untuk memastikan performa model dengan evaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, f1-score, serta k-fold cross-validation untuk menguji kestabilan model.



Gambar 1. Alur Metode Penelitian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengumpulan Data

Penulis mengumpulkan data sirekap menggunakan tehnik scraping dengan bahasa pemrograman Python untuk mengumpulkan ulasan pengguna pada aplikasi Sirekap 2024. Waktu pengambilan data dibatasi dari 14 Februari hingga 29 Februari 2024. Penulis berhasil mengumpulkan sekitar 2.763 data dengan tehnik scraping ini.

	reviewId	userName	content
0	5825a719-bdac-475d-9ce3-35a6331d513b	Fahrul Fauzi	Apps skala nasional tapi server skala kat
1	c30dc2c5-f1e0-4b1f-ab67-d64b331b3257	fathur raihandi reihan	Gaguna sili
2	7d0a6651-ae2c-448f-93f2-ed48d4d6fe4f	Hasbi Mq	Aplikasi bertujuan bagus, demi cucu dar
3	e9acffef-8680-47b9-912e-892768ffe467	bindayur kogoya	Membantu
4	a7b533b6-5e53-4911-b19b-5e1ef826b6b3	Kiyala Aja	Aplikasi memalukan
5	eba8b706-8974-46d4-8be9-6825631dbdca	Wawan Godi	Muhammad nur maulana
6	5fe92f65-27e7-4f37-ae90-ddda98d21764	Dino Rumuar	Tetap terbaik
7	5826a41b-78d1-4db0-b728-c5038759af55	Fery Wandik	Bagus
8	0d2cefc5-b7c9-4fee-9469-794b14e6d820	Saful Piut	Tak dilewatkan ,lima tahun sekali.
9	42d86974-a25f-4ab2-b924-ffe54b0fb907	Johw mww Washer	ilike

Gambar 2. Hasil Scraping Data

Bisa dilihat pada gambar tersebut terdapat beberapa data yang telah di scrap dari nomor urut 0 sampai seterusnya. Data scrap terdiri dari beberapa kolom yaitu ReviewId, Username, content dan At. Tempat pengguna berkomentar terdapat pada kolom content.

3.2. Preprocessing Data

Step yang sangat penting yang digunakan untuk menganalisis suatu dan pembelajaran mesin yang melibatkan persiapan dan transformasi data mentah menjadi format yang lebih terstruktur dan siap untuk dianalisis. Proses ini meningkatkan kualitas dan keakuratan data yang kita miliki dan memastikan bahwa data tersebut sangat siap digunakan secara efektif dalam model pembelajaran mesin. Dengan melakukan preprocessing data dengan benar, kita dapat menghasilkan dataset yang berkualitas[10].

3.2.1. Lowercasing

Tahap pertama dalam preprocessing data yaitu lowercasing. Proses ini mengganti huruf dalam teks kedalam huruf yang kecil, dikenal sebagai penurunan. Contohnya, kata “Untuk” diubah menjadi “untuk” agar teks lebih seragam dalam hal kapitalisasi[11]. Tahap preprocessing dimulai dengan langkah membersihkan data dari duplikat, null, atau kosong. Selain itu, data juga akan diubah menjadi huruf kecil (lower case) untuk konsistensi dalam analisis. Emoticon akan dihapus, dan duplikasi akan dihilangkan agar data menjadi lebih ringkas dan tidak mengandung missing data. Data komentar yang telah dibersihkan akan disimpan di kolom lowercase_content.

	content	lowercase_content
0	Apps skala nasional tapi server skala kabupaten, haduhh	apps skala nasional tapi server skala kabupaten, ha
1	Gaguna sili	gaguna sili
2	Aplikasi bertujuan bagus, demi cucu dan kemenakan maju	aplikasi bertujuan bagus, demi cucu dan kemenaka
3	Membantu	membantu
4	Aplikasi memalukan	aplikasi memalukan
5	Muhammad nur maulana	muhammad nur maulana
6	Tetap terbaik	tetap terbaik
7	Bagus	bagus
8	Tak dilewatkan ,lima tahun sekali.	tak dilewatkan ,lima tahun sekali.
9	ilike	ilike

Gambar 3. Hasil Lowercasing

Kolom content merupakan kalimat yang belum di lowercasing, dapat dilihat adanya huruf capital yang terdapat pada kolom content. Lalu untuk bagian lowercase content terdapat kalimat yang sudah di lowercasing, terlihat huruf capital sudah diubah menjadi huruf kecil.

3.2.2. Tokenisasi

Tahap kedua adalah Tokenisasi. Tokenisasi adalah proses memotong atau memilah kalimat menjadi kata-kata, ekspresi, dan tanda baca atau yang lain yang memiliki arti sesuai dengan aturan bahasa[12]. Proses ini akan Mengubah teks menjadi unit unit yang lebih kecil. Dari kata “ tolong

untuk update yang selanjutnya" menjadi "tolong", "untuk", "update", "yg", "selanjutnya". Hasil tokenisasi akan disimpan dalam kolom `tokenized_content`.

no_special_char_content	tokenized_content
0 apps skala nasional tapi server skala kabupaten haduuh	apps skala nasional tapi server skal
1 gaguna sii	gaguna sii
2 aplikasi bertujuan bagus demi cucu dan kemenakan maju	aplikasi bertujuan bagus demi cucu
3 membantu	membantu
4 aplikasi memalukan	aplikasi memalukan
5 muhammad nur maulana	muhammad nur maulana
6 tetap terbaik	tetap terbaik
7 bagus	bagus
8 tak dilewatkan lima tahun sekali	tak dilewatkan lima tahun sekali
9 ilike	ilike

Gambar 4. Hasil Tokenisasi

Kolom `tokenized content` merupakan kolom hasil tokenisasi, dapat kalimat yang terdapat dalam kolom sebelumnya diubah menjadi per kata.

3.2.3. Stopword Removal

Proses penghilangan stopwords, proses ini dilakukan di lembaga Sastrawi, yang menggunakan fungsi khusus untuk menghilangkan stopwords dalam bahasa Indonesia[13]. Penggunaan text list stopwords juga akan membantu dalam menentukan kata-kata yang tidak perlu. List text stopwords tersebut juga akan diintegrasikan dengan `nlk.stopwords` untuk meningkatkan kekuatan dalam proses filtering kata. Data stopwords removal akan disimpan dalam tabel `no_stopword_content`. Untuk hasil dari stopwords removal.

tokenized_content	no_stopwords_content
0 apps skala nasional tapi server skala kabupaten haduuh	apps skala nasional
1 gaguna sii	gaguna sii
2 aplikasi bertujuan bagus demi cucu dan kemenakan maju	aplikasi bertujuan b
3 membantu	membantu
4 aplikasi memalukan	aplikasi memalukan
5 muhammad nur maulana	muhammad nur ma
6 tetap terbaik	terbaik
7 bagus	bagus
8 tak dilewatkan lima tahun sekali	dilewatkan
9 ilike	ilike

Gambar 5. Hasil Stopword Removal

Kolom `no stopword content` adalah hasil dari stopwords removal, dapat dilihat bahwa kata kata yang tidak diperlukan akan dihapus seperti "yg", "bnr" dan yang lainnya

3.3. Analisis Data dan Hasil

Pernyataan ini didukung penelitian yang dilakukan oleh M.Herjanto dalam evaluasi hasil untuk analisis sentiment sirekap menggunakan algoritma random forest[15]. Hasil evaluasi model Naive Bayes pada dataset tersebut menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik secara keseluruhan, dengan akurasi sebesar 94%. Pada kelas 0, model berhasil memprediksi dengan sangat baik, dengan precision sebesar 0.94, recall 1.00, dan F1-Score 0.97, yang berarti model hampir selalu benar dalam memprediksi kelas ini dan hanya sedikit atau bahkan tidak ada kesalahan dalam identifikasi kelas 0. Namun, performa model pada kelas 1 tidak sebaik kelas 0. Precision untuk kelas 1 sebesar 0.90 menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi kelas 1 benar, tetapi recall sebesar 0.27 mengindikasikan bahwa model gagal mengidentifikasi banyak instance dari kelas 1 dengan benar. Ini tercermin pada F1-Score untuk kelas 1 yang hanya sebesar 0.42, yang menandakan bahwa keseimbangan antara precision dan recall pada kelas ini tidak optimal. Rata-rata secara makro (macro avg) menunjukkan nilai precision 0.92, recall 0.64, dan F1-Score 0.69, yang mencerminkan rata-rata unweighted dari kedua kelas dan mengindikasikan adanya ketidakseimbangan dalam

performa antar kelas. Sedangkan rata-rata secara weighted (weighted avg) memberikan gambaran bahwa secara keseluruhan, ketika mempertimbangkan proporsi tiap kelas, model bekerja dengan cukup baik dengan precision dan recall masing-masing sebesar 0.94, serta F1-Score sebesar 0.92.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Model Naive Bayes

	Precision	Recall	F1-Score	Support
0	0.94	1.00	0.97	763
1	0.90	0.27	0.42	66
Accuracy	0.94			829
Macro avg	0.92	0.64	0.69	829
Weighted avg	0.94	0.94	0.92	829

Hasil evaluasi model SVM (Support Vector Machine) pada dataset ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik secara keseluruhan dengan akurasi mencapai 94%. Pada kelas 0, model SVM menunjukkan kinerja yang sangat baik, dengan precision sebesar 0.95, recall 0.99, dan F1-Score 0.97. Ini berarti model hampir selalu benar dalam mengidentifikasi kelas 0, dengan sedikit kesalahan dalam mengklasifikasikan instance dari kelas ini. Namun, performa model pada kelas 1 tidak sebaik pada kelas 0. Precision untuk kelas 1 sebesar 0.71 menunjukkan bahwa ketika model memprediksi kelas 1, ada sejumlah kesalahan, dan recall sebesar 0.36 mengindikasikan bahwa model gagal mendeteksi sebagian besar instance dari kelas 1. Hal ini menyebabkan F1-Score untuk kelas 1 hanya sebesar 0.48, yang mencerminkan keseimbangan yang kurang baik antara precision dan recall untuk kelas ini. Rata-rata secara makro (macro avg) menunjukkan bahwa precision rata-rata untuk kedua kelas adalah 0.83, recall 0.68, dan F1-Score 0.72, yang mengindikasikan adanya ketidakseimbangan performa antara kelas 0 dan kelas 1. Di sisi lain, rata-rata secara weighted (weighted avg) menunjukkan bahwa, ketika mempertimbangkan distribusi kelas, model bekerja cukup baik dengan precision 0.93, recall 0.94, dan F1-Score 0.93.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model SVM

	Precision	Recall	F1-score	Support
0	0.95	0.99	0.97	763
1	0.71	0.36	0.48	66
Accuracy	0.94			829
Macro avg	0.83	0.68	0.72	829
Weighted avg	0.93	0.94	0.93	829

Tabel 3 menunjukkan perbandingan hasil validasi menggunakan K-fold validation untuk model Naive bayes dan SVM.

Tabel 3. Hasil Validasi Model

	Naive bayes	Svm
Accuracy	0.94	0.95
Precision	0.89	0.78
Recall	0.17	0.37
F1-Score	0.28	0.50

Hasil Hasil K-FOLD validation menunjukkan bahwa model SVM memiliki performa yang lebih baik dibandingkan dengan Naive Bayes. SVM memiliki akurasi yang sedikit lebih tinggi (0.95) dibandingkan (0.94), serta F1-Score yang lebih baik (0.50) dibandingkan (0.28), yang menandakan keseimbangan yang lebih baik antara precision dan recall. Meskipun precision SVM lebih rendah (0.78) dibandingkan (0.89), recall-nya jauh lebih tinggi (0.37) dibandingkan (0.17), sehingga SVM lebih efektif dalam mendeteksi kelas yang sulit dikenali dibandingkan dengan Naive Bayes.

4. KESIMPULAN

Dapat disimpulkan bahwa Hasil perbandingan k-fold validation antara model Naive Bayes dan SVM menunjukkan bahwa keduanya memiliki akurasi yang hampir sama, dengan Naive Bayes mencapai (0.94) dan SVM sedikit lebih tinggi di (0.95). Model Naive Bayes memiliki precision yang lebih tinggi (0.89) dibandingkan SVM (0.78), menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam menghindari false positives. Namun, SVM unggul dalam recall (0.37) dibandingkan Naive Bayes (0.17), menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam mendeteksi kasus positif. F1-score SVM (0.50) juga lebih tinggi daripada Naive Bayes (0.28), menunjukkan keseimbangan yang lebih baik antara precision dan recall. Dengan demikian, algoritma SVM adalah yang terbaik untuk analisis sentimen sirekap 2024 karena menunjukkan performa yang lebih seimbang dan efektif dalam mendeteksi sentimen positif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Riyanah and F. Fatmawati, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Klasifikasi Penerima Bantuan Surat Keterangan Tidak Mampu," *JTIM J. Teknol. Inf. dan Multimed.*, vol. 2, no. 4, pp. 206–213, 2021, doi: [10.35746/jtim.v2i4.117](https://doi.org/10.35746/jtim.v2i4.117).
- [2] R. Muhammad Ibrahim and N. Novandriani Karina Moeliono, "Pengaruh Manfaat, Kepercayaan, Efikasi Diri, Kemudahan Penggunaan, Keamanan Terhadap Persepsi Konsumen Pada My Pertamina (Studi Pada Penggunaan My Pertamina Kota Bandung)," *J. Ilm. Mhs. Ekon. Manaj. Accredit. SINTA*, vol. 4, no. 2, pp. 396–413, 2020, [Online]. Available: <https://jim.unsyiah.ac.id/ekm>
- [3] I. A. Pradesa, "Analisis Penggunaan Sistem Rekapitulasi Suara (Sirekap) Dalam Menghadapi Problematika Pemilu 2024," *Triwikrama J. Multidisiplin Ilmu Sos.*, vol. 03, no. 04, pp. 47–57, 2024, [Online]. Available: <http://ejournal.warunayama.org/index.php/triwikrama/article/view/2578>
- [4] M. Angga Gumilang, A. Sirojudin, F. Abdilllah, M. Yusril Amin, and W. Budi Lestari, "Analisis Sentimen terhadap Kecurangan Pemilu dan SIREKAP di Twitter menggunakan Metode Vader Lexicon dan Naïve Bayes," *Snestik*, pp. 397–403, 2024, [Online]. Available: <https://ejurnal.itats.ac.id/snestikdanhttps://snestik.itats.ac.id>
- [5] M. Nurkamiden, "SiRekap : Tantangan dan Potensi Kekeliruan Proses Rekapitulasi Pemilu Serentak di Indonesia SiRekap: Challenges and Potential Errors in the Recapitulation Process of Simultaneous Elections in Indonesia," *Sociol. J. Penelit. dan Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 1, no. 2, pp. 101–110, 2024, [Online]. Available: <http://ejurnal.fis.ung.ac.id/index.php/sjppm/about%0ASiRekap>
- [6] V. K. S. Que, A. Iriani, and H. D. Purnomo, "Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Support Vector Machine Berbasis Particle Swarm Optimization," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 2, pp. 162–170, 2020, doi: [10.22146/jnteti.v9i2.102](https://doi.org/10.22146/jnteti.v9i2.102).
- [7] Rita Retnosari, "Analisa kelayakan kredit usaha mikro berjalan pada perbankan dengan metode naive bayes," *PROSISKO J. Pengemb. Ris. dan Obs. Sist. Komput.*, vol. 8, no. 1, pp. 53–59, 2021, doi: [10.30656/prosisko.v8i1.2848](https://doi.org/10.30656/prosisko.v8i1.2848).
- [8] W. S. Dharmawan, "Komparasi Algoritma Klasifikasi Svm-Pso Dan C4.5-Pso Dalam Prediksi Penyakit Jantung," *INFORMATIKA*, vol. 13, no. 2, p. 31, 2022, doi: [10.36723/juri.v13i2.301](https://doi.org/10.36723/juri.v13i2.301).
- [9] E. Indrayuni, A. Nurhadi, and D. A. Kristiyanti, "Implementasi Algoritma Naive Bayes, Support Vector Machine, dan K-Nearest Neighbors untuk Analisa Sentimen Aplikasi Halodoc," *Fakt. Exacta*, vol. 14, no. 2, p. 64, 2021, doi: [10.30998/faktorexacta.v14i2.9697](https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v14i2.9697).

- [10] R. Merdiansah, S. Siska, and A. Ali Ridha, “Analisis Sentimen Pengguna X Indonesia Terkait Kendaraan Listrik Menggunakan IndoBERT,” *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 1, pp. 221–228, 2024, doi: [10.55338/jikomsi.v7i1.2895](https://doi.org/10.55338/jikomsi.v7i1.2895).
- [11] M. Alkaff, A. R. Baskara, and I. Maulani, “Klasifikasi Laporan Keluhan Pelayanan Publik Berdasarkan Instansi Menggunakan Metode LDA-SVM,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 6, pp. 1265–1276, 2021, doi: [10.25126/jtiik.2021863768](https://doi.org/10.25126/jtiik.2021863768).
- [12] B. Kurniawan, A. Ari Aldino, and A. Rahman Isnain, “Sentimen Analisis Terhadap Kebijakan Penyelenggara Sistem Elektronik (PSE) Menggunakan Algoritma Bidirectional Encoder Representations From Transformer (BERT),” *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 4, pp. 98–106, 2022, [Online]. Available: <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/JTSI>
- [13] D. F. Surianto, “Clustering Data Cuitan pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode K-Means,” *Comput. Information, Embed. Network, Intell. Syst.*, vol. 1, no. 1, pp. 44–51, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.61220/scientist.v1i2.20232>
- [14] I. Z. Simanjuntak, “Analisa Kombinasi Algoritma Stemming Dan Algoritma Soundex Dalam Pencarian Kata Bahasa Indonesia,” *Inf. dan Teknol. Ilm.*, vol. 10, no. 1, pp. 24–30, 2022, [Online]. Available: <http://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/inti/article/view/5040>
- [15] M. F. Y. Herjanto and C. Carudin, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Sirekap Pada Play Store Menggunakan Algoritma Random Forest Classifier,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 2, pp. 1204–1210, 2024, doi: [10.23960/jitet.v12i2.4192](https://doi.org/10.23960/jitet.v12i2.4192).