

Implementasi Metode Lexicon Based dan Support Vector Machine Pada Analisis Sentimen Ulasan Pengguna ChatGPT

Dwi Andini Putri¹, Dinda Ayu Muthia²

¹Teknologi Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika
Jakarta, Indonesia

²Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika
Jakarta, Indonesia

e-mail: dwi.dwd@bsi.ac.id¹, dinda.dam@bsi.ac.id²

ABSTRAK

Sentimen analisis ulasan ChatGPT merupakan proses penilaian dan pengkategorian perasaan atau opini pengguna aplikasi ChatGPT yang tercermin dalam ulasan yang mereka tulis diplatform. Pada penelitian ini akan dilakukan analisis sentimen ulasan aplikasi ChatGPT berdasarkan data pada Google Play Store menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Dataset yang digunakan diperoleh melalui teknik scraping dengan memanfaatkan library Python, yaitu google-play-scraper, yang menghasilkan 1393 data ulasan aplikasi ChatGPT. Karena dataset yang terkumpul belum memiliki label sentimen, proses pelabelan dilakukan dengan menerapkan metode lexicon-based, dengan menerapkan kamus Inset pada Lexicon untuk menghitung nilai kemunculan polaritas dalam setiap ulasan. Algoritma SVM diterapkan untuk klasifikasi sentimen dan telah terbukti efektif dalam berbagai penelitian sebelumnya. Metode lexicon-based method memberikan fitur yang sangat relevan sementara SVM mampu mengoptimalkan klasifikasi dengan mempelajari pola dari data dan kombinasi ini lebih robust terhadap variasi dalam ulasan pengguna, seperti bahasa gaul atau ekspresi subjektif, yang mungkin kurang terdeteksi jika hanya mengandalkan satu metode. Oleh karena itu pada penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi metode lexicon-based dan SVM mampu mencapai akurasi tertinggi sebesar 90% serta precision sebesar 94%. Temuan ini menunjukkan potensi metode ini dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan aplikasi secara otomatis, memberikan wawasan berharga bagi pengembang aplikasi dan pemangku kepentingan lainnya.

Katakunci: chatgpt, lexicon-based, sentimen analisis, support vector machine

ABSTRACTS

ChatGPT review sentiment analysis is the process of assessing and categorizing the feelings or opinions of ChatGPT application users which are reflected in the reviews they write on the platform. In this research, sentiment analysis of ChatGPT application reviews will be carried out based on data on the Google Play Store using the Support Vector Machine (SVM) algorithm. The dataset used was obtained through a scraping technique using the Python library, namely google-play-scraper, which produced 1393 ChatGPT application review data. Because the collected dataset does not yet have a sentiment label, the labeling process was carried out using a lexicon-based method, by applying the Inset dictionary to the Lexicon to calculate the value of polarity occurrences in each review. The SVM algorithm is applied for sentiment classification and has been proven effective in various previous studies. The lexicon-based method provides highly relevant features while SVM is able to optimize classification by learning patterns from the data and this combination is more robust to variations in user reviews, such as slang or subjective expressions, which may be less detectable if relying only on one method. Therefore, this research shows that the combination of lexicon-based methods and SVM is able to achieve the highest accuracy of 90% and precision of 94%. These findings demonstrate the potential of this method in automatically classifying app review sentiment, providing valuable insights for app developers and other stakeholders.

Keywords: chatgpt, lexicon-based methods, sentiment analysis, support vector machine



1. PENDAHULUAN

ChatGPT (*Generative Pre-training Transformer*) merupakan sistem kecerdasan buatan yang didukung oleh kecerdasan buatan AI yang memungkinkan adanya interaksi percakapan berbasis teks. *ChatGPT* memiliki banyak fungsi diantaranya dapat menterjemahkan sebuah bahasa, memberikan suatu rekomendasi, meningkatkan sebuah produktivitas yang sangat membantu dalam banyak bidang (Suharmawan, 2023). Model *ChatGPT* berlandaskan pada arsitektur GPT-3.5 dan dapat menghasilkan teks dengan berkualitas tinggi yang mendekati kemampuan manusia dalam merespons dan menghasilkan konten kontekstual (Zein, 2023).

Analisis sentimen atau opinion mining adalah sebuah deteksi terhadap sikap, pendapat maupun emosi terhadap suatu objek. Nilai analisis sentimen dapat dibagi menjadi 2 jenis sentimen yaitu sentiment positif dan negative (Kacung et al., 2024). Banyaknya ulasan yang beragam diberbagai platform maka diperlukan klasifikasi ulasan kedalam kelas positif dan kelas negatif menggunakan metode algoritma machine learning (Wulandari & Sunardi, 2024). Analisis sentimen pada ulasan pengguna menjadi sangat penting untuk mengetahui apa yang dirasakan pengguna dan bagaimana cara terbaik untuk meningkatkan aplikasi tersebut (Faisal et al., 2024).

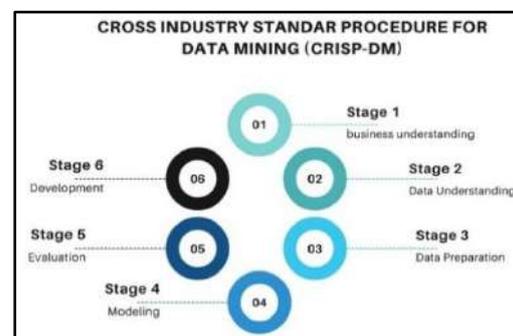
Salah satu permasalahan yang timbul dalam analisis sentimen adalah bagaimana mengklasifikasikan sentimen kedalam kelas-kelas yang sudah ditentukan (Ananda & Suryono, 2024a). (Ananda & Suryono, 2024b) Sehingga untuk menghadapi masalah tersebut perlu digunakan algoritma *machine learning*. *Support Vector Machine (SVM)* adalah salah satu metode *machine learning* yang digunakan dalam penentuan klasifikasi ulasan (Muthia Sakhdiah et al., 2024). Selain itu *Support Vector Machine (SVM)* mampu melakukan klasifikasi dan prediksi, dimana tidak ada sebuah garis atau bidang yang dapat dibuat untuk menjadi pemisah antar kelas data (Ningsih et al., 2024). Algoritma SVM dirancang sebagai model algoritma untuk mengklasifikasikan sentimen berdasarkan kemiripan dengan komentar-komentar yang telah diketahui sentimennya (Saepudin et al., 2024). Dalam analisis sentimen, terdapat beberapa tantangan utama yang perlu diperhatikan, terutama pada platform seperti

ChatGPT. Salah satu masalah yang signifikan adalah keberagaman bahasa dan gaya penulisan pengguna. Pengguna dapat mengekspresikan sentimen dengan berbagai cara, termasuk penggunaan bahasa gaul, sarkasme, atau idiom yang dapat membingungkan algoritma analisis. Hal ini membuat pengklasifikasian sentimen menjadi lebih kompleks dan memerlukan metode yang mampu menangkap konteks dengan baik (Pahtoni & Jati, 2024).

Oleh karena itu tujuan dari penelitian ini adalah melakukan pelabelan data dalam jumlah besar secara otomatis dengan menggunakan *VADER Lexicon* untuk diolah dalam proses sentimen analisis menggunakan *Algoritma Support Vector Machine*. sehingga memudahkan dalam pengelompokan data sentimen positif dan sentimen negatif.

2. METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan adalah *Cross Industry Standar Procedure for Data Mining (CRISP-DM)*. Terdapat 5 tahap pada penelitian ini yaitu *business understanding, data understanding, data preparation, modeling, dan evaluation* seperti yang terlihat pada gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Metode CRISP-DM

Pada tahap *business understanding* akan menggambarkan bagaimana pemahaman awal mengenai subject penelitian yang diambil melalui ulasan para pengguna aplikasi *ChatGPT* pada *Google Play Store*. Ulasan tersebut akan diketahui sentiment positif atau negatif melalui proses klasifikasi sentiment analisis dengan menggunakan algoritma *machine learning*. Dan lexicon base dimana Metode lexicon-based mudah dipahami dan diimplementasikan, terutama untuk analisis sentimen yang memerlukan interpretasi hasil yang jelas. Pengguna dapat dengan mudah melihat kata-kata dalam lexicon yang berkontribusi pada klasifikasi (Defriani et al., 2024) dan memastikan

hasil dari penelitian dapat sesuai dengan apa yang diharapkan.

Pada tahap berikutnya yaitu *Data Understanding*, pengambilan data ulasan dengan menggunakan python dan beberapa library yang dibutuhkan. Rentang waktu pengambilan data selama 1 bulan. Kemudian setelah mengumpulkan informasi ulasan para pengguna aplikasi *ChatGPT* dilakukan *cleaning* data dengan membuang data yang masih duplikasi. Sehingga data menjadi lebih mudah untuk dilakukan persiapan pengolahan.

Tahap selanjutnya *data preparation*, peneliti melakukan persiapan pengolahan data yaitu *preprocessing* agar data siap untuk diolah kedalam tahap pemodelan dengan algoritma. Tahap *preprocessing* dalam penelitian ini terdiri dari case folding, cleansing, normalisasi, tokenizing, stopword removal dan stemming. Pada tahap case folding, peneliti mengubah setiap huruf besar ataupun kapital pada data ulasan menjadi huruf kecil (*lower case*). Sehingga setelah huruf pada data seragam hal ini akan memudahkan dalam pemodelan klasifikasinya. Selanjutnya proses cleansing, menghapus komponen-komponen yang tidak dibutuhkan dalam pengolahan data seperti link, hastag, angka, emoji, dan tanda baca. Dilanjutkan dengan normalisasi, yaitu menormalisasikan kata singkatan dan tidak baku menjadi kata baku dalam bahasa Indonesia sesuai dengan kaidah Bahasa Indonesia yang benar berdasarkan KBBI. Pada tahap tokenizing, peneliti memisahkan teks menjadi potongan-potongan berupa token, bisa berupa potongan huruf, kata, atau kalimat. Lalu Menghapus kata-kata yang tidak bermakna seperti kata penghubung dan lainnya pada tahap stopword removal. Tahap akhir dari data preparation

adalah *stemming*, yaitu menghapus imbuhan pada kata bahasa Indonesia dan menjadikannya kata dasar sehingga tidak ada lagi kata yang berimbuhan baik diawal maupun diakhir kata.

Pada tahap modeling, peneliti akan melakukan analisa berdasarkan algoritma machine learning yang ditentukan. Sehingga diharapkan mampu menghasilkan model yang dapat mengklasifikasikan label positif dan negative pada ulasan pengguna aplikasi *ChatGPT* dengan hasil akurasi terbaik.

Tahap terakhir dari penelitian ini adalah *evaluation*. Pada tahap evaluasi ini akan dilakukan pengujian apakah model yang telah dibuat berdasarkan algoritma tertentu dapat menghasilkan sesuai dengan harapan. Pada penelitian ini akan dilakukan *split* data dengan cara membagi dataset kedalam data uji dan data latih. Rasio yang digunakan yaitu perbandingan 80:20 dimana artinya 80% dari total dataset akan digunakan untuk data latih dan 20% akan digunakan untuk data uji. Pada tahap ini setelah selesai pemodelan dapat dibentuk jurnal sebagai capaian luaran pada penelitian.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengumpulan Data

Analisis sentimen menggunakan *lexicon based* dan *SVM* terhadap ulasan pengguna aplikasi *chatGPT* dimulai dengan pengumpulan data. Hasil pengumpulan data dari aplikasi *chatGPT* yang diperoleh dari penelitian ini diperoleh sebanyak 1393 data. Dengan pemilihan random state pake 0.25 (Aryanti et al., 2024). Gambar 2 Menunjukkan distribusi data ulasan *chatGPT*.

	userName	score	at	content
0	Riyan RI	5	2024-05-25 13:08:20	mantap.. sangat bermanfaat
1	Addzkiya Misyel	3	2024-05-25 12:57:28	sangat membantu saya dalam mencari informasi baru
2	Hery Laedy	4	2024-05-25 12:52:18	good. perbanyak dan perjelas referensi
3	Risdia Rohma	5	2024-05-25 12:19:26	Saya kasih bintang 5 karna bagus dan tidak ada...
4	charoline yi	5	2024-05-25 09:59:47	bagus , cocok buat yang ngandelin ai
...
1388	Ya Udah	5	2023-07-28 09:01:17	Mohon tambahkan dan samakan fitur seperti di w...
1389	RIYAN	5	2023-07-28 00:37:46	Aplikasi CHATGPT adalah aplikasi chatbot AI ya...
1390	Farhan Febriyanto	5	2023-07-27 21:33:06	Aplikasi ChatGPT sangat mengagumkan! Kemampuan...
1391	Ketut Buda Yasa	5	2023-07-27 17:08:15	Aplikasi keren....dapat dengan cepat mendapatk...
1392	Aria Sakti Nugraha	4	2023-07-27 16:35:49	Sangat membantu dibikin aplikasi seperti ini, ...

1393 rows x 4 columns

Gambar 2. Distribusi Data

3.2. Data Preparation

Data ulasan dari hasil *scraping* kemudian dilakukan tahapan *text preprocessing* untuk mengubah data awal yang tidak terstruktur menjadi format yang lebih terstruktur, membersihkannya, dan menjadikannya siap untuk analisis lebih lanjut. Tujuan utamanya adalah untuk menyiapkan data agar dapat digunakan secara efektif dalam algoritma pembelajaran mesin. Berikut adalah teknik *preprocessing* yang akan digunakan.

a. Case Folding

mengubah setiap huruf besar ataupun kapital pada data ulasan menjadi huruf kecil (*lower case*). Tabel 1 menampilkan proses sebelum dan sesudah data masuk kedalam tahap *case folding*.

Table 1. Sampel Data Case Folding

Sebelum	Setelah
baguss BANGETT!!	baguss banget!!
banyak membantu	banyak membantu
aplikasi nya 🌟	aplikasi nya 🌟
Sangat Membantu	sangat membantu
Dalam Mencari Ide	dalam mencari ide
Dan	dan copywriting 📝
Copywriting. 📝	

b. Cleansing

menghapus komponen-komponen yang tidak dibutuhkan dalam pengolahan data seperti link, hastag, angka, emoji, dan tanda baca. Tabel 2 berikut adalah proses sebelum dan sesudah data masuk kedalam tahap *Cleansing*.

Table 2. Sampel Data Cleansing

Sebelum	Setelah
baguss banget!!	baguss banget
banyak membantu	banyak membantu
aplikasi nya 🌟	aplikasi nya
sangat membantu	sangat membantu
dalam mencari ide	dalam mencari ide
dan copywriting 📝	dan copywriting

c. Normalisasi

menormalisasikan kata singkatan dan tidak baku menjadi kata baku dalam bahasa Indonesia sesuai dengan kaidah Bahasa Indonesia yang benar berdasarkan KBBI. Tabel 3 berikut adalah proses sebelum dan sesudah data masuk kedalam tahap *Normalisasi*.

Table 3. Sampel Data Normalisasi

Sebelum	Setelah
baguss banget	bagus banget banyak
banyak membantu	membantu aplikasi
aplikasi nya	
sangat membantu	sangat membantu
dalam mencari ide	dalam mencari
dan copywriting	copywriting

d. Tokenizing

Memisahkan teks menjadi potongan-potongan berupa token, bisa berupa potongan huruf, kata, atau kalimat. Tabel 4 berikut adalah proses sebelum dan sesudah data masuk kedalam tahap *Tokenizing*.

Table 4. Sampel Data Tokenizing

Sebelum	Setelah
bagus banget	['bagus', 'banget',
banyak membantu	'banyak',
aplikasi	'membantu',
	'aplikasi']
sangat membantu	['sangat',
dalam mencari	'membantu', 'dalam',
copywriting	'mencari',
	'copywriting']

e. Stopword Removal

Menghapus kata-kata yang tidak bermakna seperti kata penghubung dan lainnya. Tabel 5 berikut adalah proses sebelum dan sesudah data masuk kedalam tahap *Stopword Removal*.

Table 5. Sampel Data Stopword Removal

Sebelum	Setelah
['bagus', 'banget',	['bagus', 'banget',
'banyak',	'membantu', 'aplikasi']
'membantu',	
'aplikasi']	
['sangat',	['membantu',
'membantu', 'dalam',	'mencari',
'mencari',	'copywriting']
'copywriting']	

f. Stemming

menghapus imbuhan pada kata bahasa Indonesia dan menjadikannya kata dasar sehingga tidak ada lagi kata yang berimbuhan baik diawal maupun diakhir kata. Tabel 6 berikut adalah proses sebelum dan sesudah data masuk kedalam tahap *Stemming*.

Table 6. Sampel Data *Stemming*

Sebelum	Setelah
['bagus', 'banget', 'membantu', 'aplikasi']	['bagus', 'banget', 'bantu', 'aplikasi']
['membantu', 'mencari', 'copywriting']	['bantu', 'cari', 'copywriting']

3.3. Modelling dan Evaluation

Sebelum melakukan pemodelan data ulasan akan diberikan label. Adapun pelabelan kelas sentimen menggunakan metode *lexicon based* dengan memanfaatkan kamus *inset lexicon*. Ulasan diberi score terlebih dahulu dengan menyesuaikan dengan bobot kata yang terdapat di kamus. +5 untuk kata positif dan -5 untuk negatif. Setelah itu, bobot ulasan dijumlahkan kemudian di kelompokkan menjadi sentimen positif, negatif, dan netral. netral ini diartikan sebagai hasil kalkulasi ulasan bernilai 0. Karena fokus analisis ini hanya sentimen positif dan negatif, maka ulasan yang mengandung sentimen netral akan di hilangkan. Sehingga hasil dari labeling menyisakan 1245 data ulasan positif 808 ulasan sedangkan negatif 437 ulasan.

Langkah selanjutnya setelah ulasan diberi label adalah melakukan training and testing. Pembagian data dalam penelitian ini terdiri dari 80% data latih dan 20% data uji. Dengan klasifikasi menggunakan algoritma SVM. tahapan ini peneliti melakukan uji coba mencari parameter untuk data *splitting* terbaik yang menghasilkan nilai akurasi paling tinggi dan meminimalisir model melakukan kesalahan prediksi. Hasil eksperimen dapat dilihat dari tabel 7. Tabel 7 menyajikan hasil evaluasi model dengan menggunakan ukuran test size sebesar 0.2 (20% data digunakan untuk pengujian, dan 80% untuk pelatihan) serta variasi parameter random state. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi accuracy, recall, dan precision. Dari hasil yang ditampilkan, terlihat bahwa perubahan pada random state memengaruhi performa model dalam beberapa aspek. Dikarenakan Random state berfungsi untuk mengontrol pemisahan data latih dan data uji. Setiap nilai random state yang berbeda dapat menghasilkan pembagian yang berbeda pula, yang dapat mempengaruhi model dalam hal akurasi dan precision.

Tabel 7. Hasil Pengujian

Random State	Test Size (0.2)		
	Accuracy	Recall	Precision
0	87%	77	85
5	89%	76	89
10	86%	71	86
15	90%	75	94
20	89%	80	86
25	86%	75	83

Pada random state 0, model mencapai accuracy sebesar 87%, recall 77%, dan precision 85%. Ketika random state diubah menjadi 5, terjadi peningkatan accuracy menjadi 89% dan precision menjadi 89%, namun recall sedikit menurun menjadi 76%. Dengan random state 10, recall model mencapai titik terendah di 71%, meskipun accuracy dan precision tetap cukup baik di angka 86%.

Pada random state 15, model menunjukkan kinerja terbaik, dengan accuracy tertinggi 90%, recall 75%, dan precision tertinggi 94%. Hal ini menunjukkan bahwa model lebih presisi dalam membuat prediksi positif. Sementara itu, random state 20 menghasilkan recall tertinggi sebesar 80%, meskipun accuracy dan precision sedikit menurun dibandingkan dengan random state 15. Terakhir, dengan random state 25, accuracy dan recall model serupa dengan beberapa random state lainnya, tetapi precision menurun menjadi 83%

Secara keseluruhan, variasi random state mempengaruhi performa model, terutama pada recall dan precision, dengan random state 15 memberikan hasil terbaik dari segi presisi, dan random state 20, model menunjukkan recall tertinggi sebesar 80% tingkat accuracy tetap stabil di angka 89%, dan precision berada di angka 86%, menandakan model masih cukup akurat dalam memprediksi sentimen ulasan aplikasi *ChatGPT*. Dan jika random state 15 mengakibatkan lebih sedikit noise dalam data latih, model dapat lebih mudah belajar dari pola yang relevan.

4. KESIMPULAN

Penggunaan pelabelan berbasis Lexicon dan algoritma SVM pada penelitian ini telah mampu menunjukkan hasil bahwa pelabelan dengan menggunakan Lexicon memberikan cara yang cepat, otomatis, dan efisien untuk melabeli data dalam jumlah yang besar, namun perlu diimbangi dengan algoritma yang baik performanya seperti SVM untuk meningkatkan

kinerja dan mengatasi keterbatasan *Lexicon* dalam menangani bahasa yang lebih rumit. SVM memungkinkan model untuk memahami pola antar kata dan mempertimbangkan konteks keseluruhan dalam ulasan. Berdasarkan hasil evaluasi, dapat disimpulkan bahwa pemilihan *random state* berpengaruh terhadap performa model SVM, terutama dalam metrik *recall* dan *precision*. Sehingga dalam penelitian ini, *random state* pada nilai 15 mampu menghasilkan performa terbaik dengan *accuracy* tertinggi sebesar 90% dan *precision* tertinggi sebesar 94%. Namun, jika prioritasnya adalah mendeteksi sebanyak mungkin kasus positif, maka *random state* 20 dengan *recall* tertinggi 80% mungkin lebih sesuai. Oleh karena itu, pemilihan *random state* yang tepat harus disesuaikan dengan tujuan utama dari tujuan model tersebut yang ingin dicapai, apakah lebih mengutamakan akurasi prediksi positif (*precision*) atau kemampuan menangkap sebanyak mungkin kasus positif (*recall*). Sehingga penelitian ini menunjukkan pentingnya mempertimbangkan variabilitas *random state* saat melakukan pengujian model, karena hal ini dapat memberikan dampak yang signifikan pada hasil akhir evaluasi model. Dari evaluasi performa yang telah dijabarkan, dapat dilihat bahwa *accuracy*, *recall*, dan *precision* yang diperoleh dari kombinasi *Lexicon-based* dan klasifikasi SVM menunjukkan hasil yang baik. Hasil ini membuktikan bahwa metode ini cocok diterapkan dalam analisis sentimen ulasan aplikasi ChatGPT, di mana jumlah ulasan yang besar membutuhkan sistem yang dapat mengotomatisasi pelabelan dan klasifikasi dengan cepat dan akurat. Menggunakan dataset yang lebih besar dapat membantu model dalam belajar dari lebih banyak contoh, yang pada gilirannya dapat meningkatkan generalisasi dan akurasi. Data yang lebih beragam juga dapat mengurangi risiko overfitting. Penelitian lebih lanjut dapat mengeksplorasi penggunaan algoritma pembelajaran mesin lain, yang memiliki kemampuan untuk menangkap pola kompleks dalam data. Seperti LSTM (Long Short-Term Memory) atau BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), dapat dibandingkan dengan SVM untuk mengevaluasi kinerja dalam konteks yang sama.

5. REFERENSI

- Ananda, D., & Suryono, R. R. (2024a). Jurnal Media Informatika Budidarma Analisis Sentimen Publik Terhadap Pengungsi Rohingya di Indonesia dengan Metode Support Vector Machine dan Naïve Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 8(2), 748–757. <https://doi.org/10.30865/mib.v8i2.7517>
- Ananda, D., & Suryono, R. R. (2024b). *Jurnal Media Informatika Budidarma Analisis Sentimen Publik Terhadap Pengungsi Rohingya di Indonesia dengan Metode Support Vector Machine dan Naïve Bayes*. <https://doi.org/10.30865/mib.v8i2.7517>
- Aryanti, R., Fitriani, E., Royadi, R., Ardiansyah, D., & Saepudin, A. (2024). Sentiment Analysis of E-Grocery Application Reviews Using Lexicon-Based and Support Vector Machine. *Jurnal Riset Informatika*, 6(3), 149–158.
- Defriani, M., Muttaqin, M. R., & Karima, Q. R. (2024). Sentiment Analysis of the LinkedIn Application Using the Lexicon Based Method Based on Google Play Store Reviews. *RISTEC : Research in Information Systems and Technology*, 5(1), 1–14. <https://journal.institutpendidikan.ac.id/index.php/ristec/article/view/1156>
- Faisal, H., Febriandirza, A., & Hasan, F. N. (2024). *Analisis Sentimen Terkait Ulasan Pada Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Metode Support Vector Machine* (Vol. 5, Issue 1).
- Kacung, S., Pamungkas, C., Bagyana, P., & Cahyono, D. (2024). *Analisis Sentimen Terhadap Layanan Samsat Digital Nasional (Signal) Menggunakan Metode SVM* (Vol. 7, Issue 1).
- Muthia Sakhdiah, Admi Salma, Dony Permana, & Dina Fitria. (2024). Sentiment Analysis Using Support Vector Machine (SVM) of ChatGPT Application Users in Play Store. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, 2(2), 151–158. <https://doi.org/10.24036/ujsds/vol2-iss2/158>

- Ningsih, W., Alfianda, B., Rahmaddeni, R., & Wulandari, D. (2024). Perbandingan Algoritma SVM dan Naïve Bayes dalam Analisis Sentimen Twitter pada Penggunaan Mobil Listrik di Indonesia. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(2), 556–562.
<https://doi.org/10.57152/malcom.v4i2.1253>
- Pahtoni, T. Y., & Jati, H. (2024). Analisis Sentimen Data Twitter terkait ChatGPT menggunakan Orange Data Mining. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 11(2), 329–336.
<https://doi.org/10.25126/JTIK.20241127276>
- Saepudin, A., Aryanti, R., Fitriani, E., Ardiansyah, D., Bina Sarana Informatika Jl Kramat Raya No, U., Senen, K., Jakarta Pusat, K., Khusus Ibukota Jakarta, D., & Author, C. (2024). Analisis Sentimen Pemanfaatan Artificial Intelligence di Dunia Pendidikan Menggunakan SVM Berbasis Particle Swarm Optimization. In *Computer Science (CO-SCIENCE)* (Vol. 4, Issue 1).
- Suharmawan, W. (2023). Pemanfaatan Chat GPT Dalam Dunia Pendidikan. *Education Journal: Journal Educational Research and Development*, 7(2), 158–166.
<https://doi.org/10.31537/ej.v7i2.1248>
- Wulandari, C., & Sunardi, L. (2024). KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer Analisis Sentimen Aplikasi Spotify Pada Ulasan Pengguna di Google Play Store Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Media Online*, 4(5), 2588–2595.
<https://doi.org/10.30865/klik.v4i5.1762>
- Zein, A. (2023). 9 Creative Commons Attribution 4.0 International License Dampak Penggunaan Chatgpt Pada Dunia Pendidikan. *JITU: Jurnal Informatika Utama*, 1(2).
<https://doi.org/10.55903/jitu.v1i2.151>