

IMPLEMENTASI SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK ANALISIS SENTIMEN APLIKASI “MPStore - Super App UMKM”

Rizki Bahtiar Afandi¹, Titis Fajar Nurdiansyah², Aimee Natya Ramadhani³, Anggraini Puspita Sari⁴

Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

¹22081010033@student.upnjatim.ac.id, ²22081010086@student.upnjatim.ac.id,

³22081010159@student.upnjatim.ac.id, ⁴anggraini.puspita.if@upnjatim.ac.id

Abstrak

Arus revolusi digital semakin deras, menjadikan teknologi sebagai katalis utama yang mengubah berbagai aspek kehidupan, termasuk sektor usaha UMKM. MPStore, sebuah Aplikasi inovatif yang dikembangkan oleh PT. Mitra Pedagang Indonesia Tbk, dirancang untuk memberdayakan pelaku UMKM dalam pengelolaan penjualan, pembelian, pencarian produk, layanan pengguna, dan proses pembayaran. Aplikasi ini menyediakan platform yang efisien untuk menjalankan bisnis, memperluas cakupan pasar, dan meningkatkan daya saing UMKM di era kompetisi global. Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi ulasan pengguna terhadap aplikasi MPStore - SuperApp UMKM yang dikembangkan oleh PT. Mitra Pedagang Indonesia Tbk melalui analisis sentimen, sehingga aplikasi tersebut dapat ditingkatkan berdasarkan masukan pengguna. Tahapan penelitian ini dimulai dari pengumpulan data, *data cleaning*, *labeling* data menjadi positif dan negatif, pembobotan TF-IDF, membagi data latih dan data uji dengan perbandingan 80:20, dan klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *SVM* memberikan performa yang sangat baik dalam klasifikasi sentimen, dengan akurasi keseluruhan sebesar 90%. Model ini mampu mengidentifikasi sentimen negatif dengan *precision* sebesar 0.78, *recall* sebesar 0.59, dan *f1-score* sebesar 0.67. Sementara itu, untuk sentimen positif, model ini mencapai *precision* sebesar 0.92, *recall* sebesar 0.97, dan *f1-score* sebesar 0.94. Penelitian ini juga memberikan rekomendasi peningkatan fitur pada aplikasi MPStore berdasarkan analisis sentimen yang dilakukan, sehingga dapat meningkatkan kepuasan dan pengalaman pengguna secara keseluruhan. Implementasi dari hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan teknologi yang mendukung pertumbuhan UMKM di Indonesia.

Kata kunci: analisis sentimen, mpstore - superapp umkm, google play store, tf-idf, support vector machine

1. Pendahuluan

Dalam era digital yang terus berinovasi, teknologi telah menjadi pendorong utama dalam mempermudah berbagai aspek kehidupan manusia. Seperti pendidikan, jejaring sosial, hingga kegiatan bisnis. Inovasi-inovasi baru terus bermunculan untuk memberikan solusi yang efektif dan efisien. Salah satu contoh inovasi terkini adalah aplikasi MPStore - SuperApp UMKM yang dikembangkan oleh PT. Mitra Pedagang Indonesia Tbk. Sebagai wadah terpadu bagi para pelaku UMKM, MPStore menawarkan berbagai fitur yang dirancang untuk membantu dalam pengelolaan penjualan, pembelian, pencarian produk, layanan logistik, dan proses pembayaran. Visi yang diusung oleh MPStore adalah untuk memperkuat ekosistem UMKM dan membawa dampak positif bagi perkembangan bisnis kecil dan menengah di Indonesia (PT. Mitra Pedagang Indonesia, 2024a)

Umumnya Kesuksesan sebuah aplikasi tidak hanya ditentukan oleh banyaknya pengguna atau jumlah aplikasi tersebut diunduh. Pengembang perlu mempertimbangkan sejauh mana aplikasi tersebut dapat berfungsi dan memberi solusi yang efektif bagi penggunanya sesuai dengan tujuan diciptakan

aplikasi tersebut. Menurut data dari *googleplaystore*, aplikasi MPStore sudah diunduh oleh 500 ribu lebih pengguna dan mendapatkan 19 ribu ulasan (PT. Mitra Pedagang Indonesia, 2024b). Ulasan yang diunggah oleh pengguna berupa saran, kritik, dan beberapa keluhan yang terjadi pada aplikasi.

Ulasan dari pengguna dapat digunakan untuk melakukan analisis sentimen mengenai apa keinginan dari mereka. Analisis sentimen menjadi sebuah langkah penting untuk memahami pengalaman pengguna dan mengevaluasi performa sebuah aplikasi (Nurhafida & Sembiring, 2022). Pemahaman akan pandangan pengguna sangat penting untuk mengidentifikasi kendala yang dihadapi oleh pengguna, serta memperbaiki kelemahan yang ada dalam aplikasi tersebut. Dengan demikian, perusahaan pengembang dapat terus memperbaiki dan meningkatkan kualitas layanan mereka untuk meningkatkan pengalaman pengguna.

Pada penelitian yang telah dilakukan oleh Friska dkk terkait Analisis Sentimen Aplikasi TikTok menggunakan Algoritma *Naive Bayes* dan *Support Vector machine* didapatkan 79% tingkat akurasi hasil dari penggunaan metode *naive bayes* dan 84% tingkat akurasi hasil dari penggunaan metode *support vector machine* dari 2000 data yang diolah dan dilakukan

pembobotan menggunakan metode TF-IDF dengan hasil 76,7% data bersifat positif dan 23,3% data bersifat negatif. Pada penelitian ini dapat disimpulkan bahwa algoritma *Support Vector Machine* bekerja lebih baik dibandingkan Algoritma *Naive Bayes* dengan selisih tingkat akurasi sejumlah 5% (Friska Aditia Indriyani et al., 2023).

Pada penelitian lain yang dilakukan oleh Kusmayanti dan Oky terkait Komparasi Algoritma *Support Vector Machine* Dan *Naive Bayes* berbasis *Particle Swarm Optimization* Pada Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Flip, didapatkan hasil bahwa metode *Support Vector Machine* berbasis *Perticle Swarm Optimization* lebih unggul dengan tingkat akurasi 88,61%, dan hasil dari metode *Naive Bayes* berbasis *Perticle Swarm Optimization* menghasilkan tingkat akurasi 88,24% (Solecha & Irnawati, 2023).

Berdasarkan temuan tersebut, penelitian ini akan mengaplikasikan algoritma *Support Vector Machine* untuk menganalisis sentimen ulasan aplikasi MPStore dan bertujuan untuk mencapai akurasi yang lebih tinggi dari penelitian sebelumnya. Proses analisis sentimen mencakup beberapa tahap: pengumpulan data, pra-pemrosesan data, pelabelan data, pembobotan TF-IDF, klasifikasi menggunakan *support vector machine*, dan evaluasi hasil *support vector machine*. Dengan penerapan SVM, diharapkan penelitian ini dapat memberikan pemahaman yang lebih baik mengenai opini dan preferensi pengguna, serta mengidentifikasi pola-pola penting dalam ulasan aplikasi.

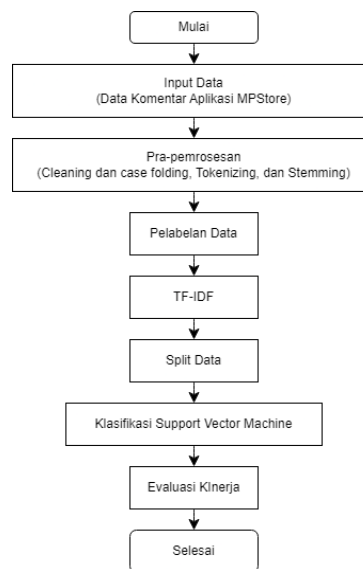
2. Metode Penelitian

Penelitian ini dimulai dengan pengumpulan data ulasan aplikasi menggunakan *Google Play Scraper*, menghasilkan ulasan yang disimpan dalam format CSV. Lalu tahapan selanjutnya adalah pra-pemrosesan meliputi *cleaning and case folding*, *tokenizing*, dan *stemming*. Tahapan selanjutnya adalah pelabelan data berdasarkan skor *rating*. Setelah itu, data dibagi menjadi subset pelatihan dan pengujian. Pembobotan kata menggunakan metode TF-IDF dilakukan untuk mengidentifikasi kata-kata penting, diikuti oleh klasifikasi menggunakan algoritma *support vector machine*. Alur Penelitian dapat dilihat melalui Gambar 1.

2.1 Pengumpulan data

Pengumpulan data adalah tahapan awal untuk melakukan analisis sentimen. Data yang diambil meliputi *rating*, tanggal, nama, ulasan aplikasi. Pengambilan merupakan pengumpulan data yang akan digunakan selama penelitian dan mempelajari apa yang dapat dilakukan dengan data tersebut (Dwiki et al., 2021).

Pengumpulan data ini dilakukan menggunakan *Google Play Scraper* yang tersedia di *Python*. Data yang terkumpul sebanyak 3.917 ulasan, diambil dalam rentang waktu tiga tahun terakhir, dan disimpan dalam format file CSV.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.2 Data pra- pemrosesan

Data pra-pemrosesan merupakan langkah kedua setelah mengumpulkan data. Langkah pra-pemrosesan dapat menjadi proses berulang karena pemilihan langkah pra-pemrosesan dipengaruhi oleh karakteristik data dan persyaratan khusus dari algoritma pembelajaran mesin. Langkah-langkah ini dapat berdampak besar pada kinerja model, penting untuk memilih langkah pra-pemrosesan yang tepat untuk data dan masalah yang dihadapi (Dasuki et al., 2023). Tujuan dari pra-pemrosesan adalah untuk membersihkan data yang tidak sempurna, tidak konsisten, dan kotor sehingga siap untuk proses pelabelan (Muhammadin & Sobari, 2021).

Langkah-langkah pra-pemrosesan yang dilakukan meliputi *cleaning & case folding*, *tokenizing*, dan *stemming*. *Cleaning* adalah proses menghilangkan tanda baca, angka, simbol, *URL*, dan *username* dalam teks, sementara *case folding* digunakan untuk mengubah semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil (Khairunnisa et al., 2021). *Tokenizing* adalah proses memecah kalimat menjadi kata-kata (Irfani et al., 2020). *Stemming* adalah proses mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasarnya (Hidayat et al., 2021). Data yang telah diproses dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Data pra-pemrosesan

Content	Text pra-pemrosesan
Pelayanan di aplikasi ini cepat banget, Isi pu...	layan aplikasi cepat banget isi pulsa langsung...
Aplikasi yang sangat bermanfaat sekali, cukup ...	aplikasi manfaat rumah beli paket kuota pulsa ...
Baru tau ada aplikasi MPStore ini. aplikasinya....	tau aplikasi mpstore aplikasi lengkap banget b...

2.3 Data Labeling

Data pelatihan sangat diperlukan untuk melakukan analisis sentimen. Data pelatihan yang

digunakan dalam penelitian akan dilabeli secara manual. Menurut penelitian sebelumnya, kalimat dilabeli berdasarkan jumlah kata positif dan negatif (Santoso & Nugroho, 2019). Tujuan dari *data labeling* adalah untuk membagi kalimat sentimen ini bersentimen positif atau negatif sebelum masuk ke tahapan pelatihan data. Kami melakukan pelabelan dengan kriteria apabila *score rating* ≥ 4 maka akan bernilai positif dan apabila ≤ 3 maka akan bernilai negatif. Dari Data ini ditunjukkan berupa hasil jumlah label negatif yaitu 707 dan positif nya adalah 3211.

2.4 Split Data

Split data adalah tahapan dimana *dataset* dibagi menjadi jenis *subset* yaitu data *training* (sebagai pelatihan model) dan data *testing* (sebagai pengujian model). Setelah pemisahan data selesai, kode memastikan distribusi data dalam label untuk kedua subset *testing* dan *training*. Data ini akan dibagi dengan perbandingan 80:20, yaitu 80% untuk data *training* dan 20% untuk data *testing*. Hal ini bertujuan memberikan keakuratan dalam setiap model, serta memastikan pendistribusian data menjadi seimbang. Hasil *split data* menghasilkan *Data Training* sebanyak 576 dan *Data Testing* sebanyak 130 untuk kelas positif, sedangkan untuk kelas negatif, *Data Training* sebanyak 2641 dan *Data Testing* sebanyak 570.

2.5 TF IDF

TF merupakan *Term frequency* yaitu banyaknya kata yang sering muncul dalam suatu dokumen (Alhaqq & Ruldeviyani, 2022). *Inverse document frequency* (IDF) merupakan perhitungan dari bagaimana term didistribusikan secara luas pada koleksi dokumen (Adhe et al., 2020). Tujuan pembobotan TF-IDF adalah untuk mengevaluasi seberapa penting suatu kata (term) dalam sebuah dokumen dalam konteks koleksi dokumen yang lebih besar (Annisa & Kalifia, 2024). Sebuah kata akan memiliki nilai TF-IDF yang tinggi jika muncul sering dalam sebuah dokumen, tetapi jarang muncul dalam dokumen-dokumen lain dalam kumpulan yang sama. Rumus untuk menghitung nilai TF-IDF sebagai berikut.

$$W_{x,y} = tf_{x,y} \times \log\left(\frac{N}{df_x}\right)$$

Keterangan

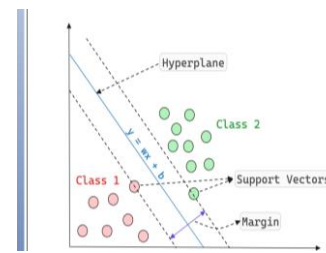
- $W_{x,y}$: Bobot TF-IDF dari suatu kata (*term*) x dalam dokumen y.
- $tf_{x,y}$: *Term frequency* atau frekuensi suatu kata x dalam dokumen y.
- N : Jumlah total dokumen dalam kumpulan dokumen.
- df_x : *Document frequency* atau frekuensi dokumen dari kata x

Hasil dari pembobotan TF-IDF dari masing-masing kata dapat dilihat pada Tabel 2. Data ini hanya 10 kata teratas yang memiliki nilai TF-IDF tertinggi.

Tabel 2. Hasil Pembobotan TF-IDF

Term	TF-IDF Frequency	Rank
aplikasi	392.106902	1
bagus	250.739481	2
pulsa	246.117323	3
mudah	181.371430	4
bantu	175.896583	5
nya	174.860465	6
banget	156.183045	7
mantap	148.120105	8
murah	145.082704	9
jual	122.320336	10

2.6 Support Vector Machine (SVM)



Gambar 2. Hyperplane SVM

Support vector machine adalah algoritma *machine learning* yang berfungsi untuk memisahkan data ke dalam kelas-kelas yang berbeda dengan menggunakan konsep *hyperplane* (Fikri et al., 2020). Algoritma SVM berusaha menemukan *hyperplane* yang dapat memisahkan dua kelas secara linier dengan pemetaan nonlinier yang sesuai ke dimensi yang lebih tinggi. Pada dasarnya, data dari dua kelas dapat dipisahkan oleh *hyperplane* ini. SVM menggunakan vektor pendukung (*support vectors*) dan margin untuk menentukan posisi optimal dari *hyperplane* tersebut. Tujuannya adalah untuk menemukan classifier terbaik yang mampu membedakan antara dua kelas yang berbeda (Zaenal & Astutik, 2022). Ilustrasi teknik *hyperplane* pada algoritma SVM dapat dilihat pada Gambar 2 sebelum penjelasan ini.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil Support Vector Machine

Langkah terakhir adalah interpretasi dari hasil klasifikasi SVM (*Support Vector Machine*), di mana hasil klasifikasi tersebut dianalisis untuk memahami pola dan tren yang diidentifikasi oleh model, serta untuk menilai akurasi dan kinerja model dalam memprediksi kategori atau label dari data yang diberikan. Hasil klasifikasi report algoritma SVM dapat dilihat pada Gambar 3.

SVM Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.78	0.59	0.67	133
Positif	0.92	0.97	0.94	651
accuracy			0.90	784
macro avg	0.85	0.78	0.81	784
weighted avg	0.90	0.90	0.90	784

Gambar 3. Hasil klasifikasi report

Performa yang baik ditunjukkan oleh model SVM dengan akurasi 90%, yang berarti 90% dari seluruh prediksi adalah benar. Untuk kelas "Negatif", akurasi adalah 0.78, yang menunjukkan bahwa 78% dari prediksi negatif benar-benar negatif; *recall* adalah 0.59, yang menunjukkan bahwa 59% dari semua kasus negatif diidentifikasi dengan benar; dan *f1-score* adalah 0.67, yang menunjukkan rata-rata harmonis dari akurasi dan *recall*. Data uji menunjukkan 133 sentimen negatif.

Untuk kelas "Positif", *precision* adalah 0.92, artinya 92% dari prediksi positif benar-benar positif, *recall* 0.97, yang berarti 97% dari semua kasus positif berhasil diidentifikasi dengan benar, dan *f1-score* 0.94 yang menunjukkan rata-rata harmonis dari akurasi dan *recall*. Jumlah instance positif dalam data uji adalah 651.

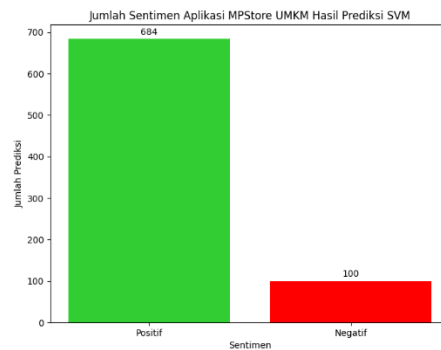
Selanjutnya adalah evaluasi untuk melihat hasil klasifikasi yang tidak sesuai atau *misclassified*. Kesalahan klasifikasi berjumlah 77 sentimen, dimana data yang harusnya positif menjadi negatif maupun sebaliknya. Kesalahan klasifikasi data dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Kesalahan prediksi klasifikasi data

Text	Actual	Predict
aplikasi fast respon layanan	Positif	Negatif
udah si mnurut sa	Positif	Negatif
kode refalnya daftarpulsa	Positif	Negatif
utama adminnya		
bagus isi pulsa banget masuk	Negatif	Positif
terkadang gagal o...		
av mpstore ganggu	Negatif	Positif
.....
aplikasi bagus bgt lengkap aja	Negatif	Positif
cb deposit rb y...		
enak sih tpi nominal dana gak	Positif	Negatif
rubah		
sekar eror	Negatif	Positif
klo beli paket klaim aplikasi	Negatif	Positif
my xl dlu aktif ...		
download apk nyesel layanan	Negatif	Positif
lot cs ramah guna ap...		
Total misclassified: 77 sentimen		

Setelah evaluasi selesai, langkah selanjutnya adalah melihat hasil prediksi sentimen yang telah dianalisis. Gambar 4 menunjukkan bagaimana model SVM memprediksi sentimen untuk aplikasi MPStore UMKM. Dari hasil tersebut, terdapat 684 prediksi 'Positif' dan 100 prediksi 'Negatif' yang benar. Prediksi ini diperoleh setelah data dibagi menjadi 80% untuk *training* dan 20% untuk *testing*,

sehingga kita bisa melihat bagaimana model bekerja dalam kondisi nyata.



Gambar 4. Prediksi benar total sentimen positif dan negatif oleh model SVM.

4. Kesimpulan dan Saran

Proses analisis sentimen ini berhasil mengidentifikasi dan mengklasifikasikan *review* dari *Google Play* dengan akurasi yang tinggi. Proses pra-pemrosesan yang menyeluruh dan penggunaan metode TF-IDF serta SVM telah memberikan hasil yang signifikan. Kesimpulan dari performa model SVM menunjukkan bahwa model ini sangat baik dengan akurasi keseluruhan sebesar 90%. Untuk kelas "Negatif", akurasi mencapai 0.78 dengan *recall* 0.59 dan *F1-Score* 0.67. Sedangkan untuk kelas "Positif", *precision* adalah 0.92, *recall* 0.97, dan *F1-Score* 0.94. Rata-rata makro dari kedua kelas menunjukkan *precision* 0.85, *recall* 0.78, dan *F1-Score* 0.81, sementara *avg weight* yaitu 0,90, mencerminkan performa keseluruhan model yang sangat baik dalam klasifikasi sentimen. dengan performa model yang memadai untuk analisis sentimen. Evaluasi akhir menunjukkan bahwa mayoritas *review* memiliki sentimen positif terhadap aplikasi yang dianalisis.

Untuk pengembangan lebih lanjut, disarankan untuk mengeksplorasi algoritma *machine learning* lain seperti *random forest*, *gradient boosting*, atau *deep learning* dengan arsitektur LSTM. Algoritma ini berpotensi memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan SVM, terutama jika diaplikasikan pada dataset yang lebih besar dan beragam. Penambahan data yang lebih banyak dan bervariasi akan membantu dalam meningkatkan kemampuan model untuk melakukan generalisasi pada berbagai konteks dan situasi, sehingga hasil analisis sentimen menjadi lebih representatif. Selain itu, pengembangan aplikasi MPStore dapat memanfaatkan hasil analisis ini untuk merancang fitur dan layanan yang lebih responsif terhadap umpan balik pengguna, yang pada akhirnya dapat meningkatkan kepuasan dan loyalitas pengguna aplikasi.

Daftar Pustaka

Adhe, D., Rachman, C., Goejantoro, R., Deny, F., & Amijaya, T. (2020). Implementasi Text Mining Pengelompokan Dokumen

- Skripsi Menggunakan Metode K-Means Clustering Implementation Of Text Mining For Grouping Thesis Documents Using K-Means Clustering. *Jurnal EKSPONENSIAL*, 11(2).
- Alhaqq, R. I., & Ruldeviyani, Y. (2022). Analisis Sentimen terhadap Penggunaan Aplikasi MySAPK BKN di Google Play Store. <https://www.researchgate.net/publication/367216412>
- Annisa, L., & Kalifia, A. D. (2024). Analisis Teknik TF-IDF Dalam Identifikasi Faktor-Faktor Penyebab Depresi Pada Individu. *Gudang Jurnal Multidisiplin Ilmu*, 2(1), 302–307. <https://doi.org/10.59435/gjmi.v2i1.249>
- Dasuki, K. A., Hilabi, S. S., Apriani, F. N., & Tukino, T. (2023). Analisis Sentimen Pinjaman Online Akulaku dan Kredivo dengan Metode Support Vector Machine (SVM). *Journal of Mandalika Literature*, 4(3), 323–332.
- Dwiki, A., Putra, A., & Juanita, S. (2021). Analisis Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi Bibit Dan Bareksa Dengan Algoritma KNN. *Jatiji: Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 8(2), 636–646. <http://jurnal.mdp.ac.id>
- Fikri, M. I., Sabrila, T. S., & Azhar, Y. (2020). Perbandingan Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine pada Analisis Sentimen Twitter. *SMATIKA Jurnal*, 10(2), 71–76.
- Friska Aditia Indriyani, Ahmad Fauzi, & Sutan Faisal. (2023). Analisis sentimen aplikasi tiktok menggunakan algoritma naïve bayes dan support vector machine. *TEKNOSAINS : Jurnal Sains, Teknologi Dan Informatika*, 10(2), 176–184. <https://doi.org/10.37373/tekno.v10i2.419>
- Hidayat, E. Y., Hardiansyah, R. W., & Affandy, A. (2021). Analisis Sentimen Twitter untuk Menilai Opini Terhadap Perusahaan Publik Menggunakan Algoritma Deep Neural Network. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 7(2), 108–118. <https://doi.org/10.25077/teknosi.v7i2.2021.108-118>
- Irfani, F. F., Triyanto, M., Hartanto, A. D., & Kusnawi. (2020). Analisis Sentimen Review Aplikasi Ruanguru Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. *JBMI (Jurnal Bisnis, Manajemen, Dan Informatika)*, 16(3), 258–266. <https://doi.org/10.26487/jbmi.v16i3.8607>
- Khairunnisa, S., Adiwijaya, A., & Faraby, S. Al. (2021). Pengaruh Text Preprocessing terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19). *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 5(2), 406. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i2.2835>
- Muhammadin, A., & Sobari, I. A. (2021). Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Kredivo Dengan Algoritma SVM Dan NBC. *Reputasi: Jurnal Rekayasa Perangkat Lunak*, 2(2), 85–91. <http://jurnal.bsi.ac.id/index.php/reputasi>
- Nurhafida, S. I., & Sembiring, F. (2022). Analisis Sentimen Aplikasi Novel Online Di Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). In *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI (Vol. 6, Issue 1))*.
- PT. Mitra Pedagang Indonesia. (2024a). *Visi, Misi, Dan Nilai-Nilai Perusahaan*. MPStore.
- PT. Mitra Pedagang Indonesia. (2024b, June). *MPStore - SuperApp UMKM*. Google Play Store.
- Santoso, E. B., & Nugroho, A. (2019). Analisis Sentimen Calon Presiden Indonesia 2019 Berdasarkan Komentar Publik Di Facebook. *Eksplora Informatika*, 9(1), 60–69. <https://doi.org/10.30864/eksplora.v9i1.254>
- Solecha, K., & Irnawati, O. (2023). Komparasi Algoritma Support Vector Machine Dan Naïve Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization Pada Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Flip. In *Journal Information Engineering and Educational Technology (Vol. 07)*.
- Zaenal, Z., & Astutik, I. R. I. (2022). Sentiment Analysis of OYO App Reviews Using the Support Vector Machine Algorithm Analisis Sentimen terhadap Ulasan Aplikasi OYO menggunakan Algoritma Support Vector Machine.

Halaman ini sengaja dikosongkan
