

Implementasi Metode Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Sayurbox di Google Play Store

Anne Mudya Yolanda^{1,*} & Ridho Tri Mulya²

Program Studi Statistika, Universitas Riau, Indonesia

Keywords: classification of reviews, user satisfaction, Support Vector Machine (SVM)

Abstract:

This research aims to analyze the performance of the Support Vector Machine (SVM) method in classifying user reviews of the popular Sayurbox app in Indonesia. The review data was obtained through scraping from the Google Play Store between 2017 and 2023. User reviews and ratings were used as indicators to evaluate satisfaction with the provided services. In this study, the SVM method was employed to process the review data. The classification results showed that the SVM method achieved an accuracy of 89.29%. Additionally, based on the Confusion Matrix, the precision value obtained was 91.42%, recall 95.58%, and f1-score 93.50%. These findings indicate that SVM is an effective method for classifying user reviews, offering valuable insights to improve the service quality of Sayurbox.

1. Pendahuluan

Analisis sentimen merupakan salah satu metode *text mining* yang digunakan untuk mempelajari pendapat, sentimen, penilaian, sikap, dan emosi yang diekspresikan melalui teks tertulis, seperti terhadap produk, layanan, individu, organisasi, atau topik tertentu (Liu, 2015). Sentimen atau penilaian yang diungkapkan biasanya dikategorikan menjadi tiga jenis: positif, netral, dan negatif (Sari & Wibowo, 2019) atau dalam dua kategori yaitu sentimen positif dan negatif (Mahardika & Zuliarso, 2018). Disamping itu, *text preprocessing* sebagai bagian dalam *text mining* dapat pula digunakan untuk mengubah data teks yang tidak terstruktur menjadi data yang lebih terorganisir dan kemudian disimpan dalam basis data, kemudian dapat digunakan untuk membagi data menjadi kategori tertentu, misalnya menjadi berita berlabel valid dan *hoax* (Fahmuddin et al., 2023).

Pada era kemajuan teknologi informasi dan komunikasi yang melahirkan banyak aplikasi untuk mempermudah aktivitas manusia, analisis sentimen sering diaplikasikan untuk melihat kinerja suatu aplikasi melalui ulasan dari pengguna. Aplikasi belanja *Online* adalah salah satu media sosial yang berkembang pesat karena mempermudah konsumen dan meningkatkan kenyamanan konsumen serta menghadirkan nilai tambah dalam melayani kebutuhan konsumen (Amalia et al., 2023). Analisis sentimen berguna untuk meningkatkan mutu layanan karena dapat mempersonalisasi respons berdasarkan pengalaman pribadi pelanggan atau pengguna.

Analisis sentimen pernah digunakan untuk memahami persepsi masyarakat terkait eksistensi Universitas Mercu Buana Yogyakarta (UMBY) di media sosial (Rozi et al., 2021). Hasilnya menunjukkan bahwa 32% dari data yang ditemukan mengandung sentimen positif, 17% sentimen negatif, dan 51% sentimen netral. Temuan ini memberikan wawasan penting bagi UMBY dalam mengevaluasi persepsi publik dan menyusun strategi komunikasi yang lebih efektif pada masa mendatang. Dalam melakukan analisis sentimen terlebih dahulu harus dilakukan prapemrosesan data seperti *case folding*, *filtering*, *tokenizing*, *slang word*, *stopwords*, dan *stemming* untuk agar data teks tersebut dapat diproses untuk

* Corresponding author.

E-mail address: annemudyayolanda@lecturer.unri.ac.id



digolongkan menjadi sentimen pengguna (Oktafani & Prasetyaningrum, 2022; Salsabila et al., 2022). Setelahnya dilakukan konversi teks ke vektor untuk menghitung bobot sentimen agar dapat dikategorikan menjadi positif, negatif, dan netral.

Sayurbox adalah salah satu aplikasi belanja online bidang pangan untuk membeli kebutuhan rumah tangga dengan memasarkan hasil pertanian seperti sayur dan buah dan dapat mengunduhnya di *Google play store* (Manik et al., 2021). Kepuasan pengguna terhadap pelayanan sayurbox dapat dilihat melalui *Google play store* melalui komentar dan *rating*.

Ulasan yang diberikan oleh pengguna sering kali sangat banyak dan tidak terstruktur. Oleh karena itu, diperlukan kombinasi analisis klasifikasi dan teknik analisis sentimen untuk mengevaluasi kinerja pelayanan (Fransiska et al., 2020). Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengklasifikasi ulasan tersebut adalah *Support Vector Machine (SVM)*, yang merupakan teknik *supervised learning* yang mempelajari *hyperplane* pemisah yang optimal dalam ruang fitur yang besar untuk memisahkan kategori data (Cristianini & Shawe-Taylor, 2013).

Penelitian ini akan mengimplementasikan metode SVM dalam menganalisis sentimen pengguna Sayurbox menjadi sentimen positif dan negatif. Tujuan penelitian ini adalah mengevaluasi kinerja klasifikasi SVM dalam menganalisis ulasan aplikasi sayurbox. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi penggunaan metode SVM untuk analisis sentimen ulasan aplikasi atau isu lainnya.

2. Tinjauan Pustaka

Analisis sentimen atau disebut juga penggalian opini mempelajari pendapat, sentimen, penilaian, sikap, dan emosi masyarakat terhadap hal-hal dan sifat yang diungkapkan dalam teks tertulis (Liu, 2015). Proses ini melibatkan analisis data teks untuk mengkategorikan sentimen yang diungkapkan. Analisis ini dapat digunakan untuk memahami persepsi atau pengalaman pengguna/pelanggan dan membantu organisasi untuk meningkatkan produk, layanan, dan pengalaman pengguna secara keseluruhan. Analisis sentimen terdiri dari tiga tingkatan: dokumen, kalimat, dan aspek (Liu, 2020). Pada tingkat dokumen, analisis difokuskan pada pengkategorian konten suatu dokumen, baik positif maupun negatif, dalam kaitannya dengan satu topik khusus. Pada tingkatan ini analisis tidak cocok digunakan untuk dokumen yang membandingkan beberapa topik.

Pada tingkat konten, analisis dapat digunakan untuk menentukan apakah suatu pesan bersifat positif, negatif, atau netral, dengan mempertimbangkan perbedaan antara fakta dan opini. Pada tingkat kalimat, analisis sentimen diaplikasikan dengan tujuan menentukan apakah suatu kalimat mengekspresikan sentimen positif, negatif, atau netral. Analisis ini berkaitan erat dengan klasifikasi subjektivitas, membedakan antara kalimat objektif (berdasarkan fakta) dan kalimat subjektif (mengacu pada opini). Adapun pada tingkat aspek, analisis sentimen menilai sentimen terhadap aspek tertentu dari sebuah topik. Misalnya, dalam ulasan produk, seseorang mungkin memberikan sentimen positif terhadap satu fitur, tetapi negatif pada fitur lainnya.

Dalam pelabelan kelas sentimen pada data teks yang terdiri dari kalimat yang terdiri dari kata positif dan negatif, metode kamus lexicon dapat digunakan. Skor yang diberikan kepada setiap kata dalam kamus lexicon dihitung berdasarkan jumlah kata yang ditemukan dalam setiap ulasan. Formula kamus lexicon adalah sebagai berikut:

$$\text{Skor} = (\sum \text{kata positif}) - (\sum \text{kata negatif}) \quad (1)$$

dengan \sum kata positif menunjukkan jumlah kata positif dan \sum kata negatif menunjukkan jumlah kata negatif.

SVM memiliki keunggulan dalam memisahkan data sentimen positif dan negatif dan menghasilkan akurasi yang tinggi dalam klasifikasi sentimen, terutama jika data *linearly separable* (Idris et al., 2023; Salsabila et al., 2022). SVM menghasilkan batas antara dua kelas dengan jarak data terdekat yang paling dekat. Singkatnya, SVM adalah teknik yang menggunakan pemetaan non-linear untuk mengubah data pelatihan awal ke dimensi yang lebih besar. Dalam dimensi baru ini, SVM menemukan *hyperplane* pemisah linear yang ideal (Han et al., 2012). Bentuk umum *hyperplane* pemisah dapat ditulis sebagai berikut (Cristianini & Taylor, 2000) seperti pada Persamaan 2.

$$W \cdot X + b = 0 \quad (2)$$

dengan:

W menyatakan bobot vektor

X menyatakan data

b menyatakan nilai bias

SVM dibuat untuk menyelesaikan kasus linear, sehingga dapat menggunakan fungsi kernel untuk menyelesaikan kasus non-linear. Fungsi kernel tidak mengubah inti dari algoritma yang disebut *kernel trick*. Persamaan *kernel trick* ditulis dibawah ini:

$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \quad (3)$$

dengan:

ϕ menyatakan pemetaan dari x ke dalam ruang fitur berdimensi tinggi (produk dalam)

Kernel yang digunakan dalam penelitian ini adalah kernel *linear*. Formula kernel *linear* sebagai berikut:

$$K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j) \quad (4)$$

dengan:

x_i, x_j menyatakan dua vektor data dalam ruang fitur asli

$x_i \cdot x_j$ menyatakan produk dalam dari dua vektor x_i, x_j

Penggunaan SVM dalam sentimen juga lebih efektif pada data yang kompleks dan mampu meningkatkan kinerja model saat menggunakan fungsi kernel yang tepat. Nufairi & Pratiwi (2024) dalam penelitiannya menggunakan metode SVM pada ulasan *thread* di *google play store* dan memperoleh akurasi sebesar 88%. Fide et al. (2021) juga menunjukkan bahwa metode SVM memberikan akurasi terbaik dalam mengklasifikasikan ulasan pengguna aplikasi TikTok di *google play store*, dengan akurasi sebesar 90,62%.

3. Metode Penelitian

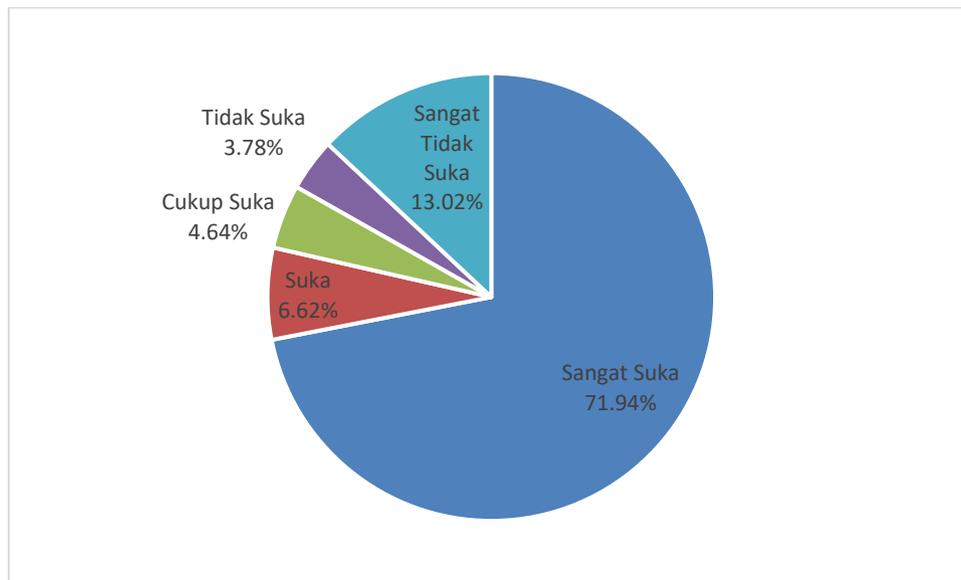
Penelitian ini menggunakan data yang diperoleh melalui teknik *scraping* ulasan sayurbox dari situs Google Play Store. Data yang dikumpulkan mencakup periode dari tahun 2017 hingga 2024, dengan total 4201 ulasan. Adapun tahapan dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Melakukan *craping* di Google Play Store
2. Melakukan eksplorasi data
3. Melakukan prapemrosesan data (Manning et al., 2009), yaitu:
 - a. *Case folding*, untuk membuat dokumen menjadi bentuk yang konsisten dan standar karena tidak semua dokumen teks menggunakan huruf kapital secara konsisten. Selain itu, case folding membantu mencari kalimat.
 - b. *Cleaning*, proses pembersihan kata yang menghilangkan tanda baca dari teks meliputi penghapusan angka, tautan, hastag, dan mention username (@).
 - c. *Tokenizing*, berupa proses pemisahan teks yang semula berupa kalimat menjadi teks yang memuat kata-kata dikenal sebagai tokenisasi.

- d. *Spelling normalization*, pada bagian ini, kata yang salah eja atau disingkat akan diperbaiki untuk menyamakan kata-kata yang memiliki arti yang sama tetapi ditulis dengan cara yang berbeda.
 - e. *Filtering*, yaitu penghapusan teks yang tidak penting untuk proses berikutnya. Kata-kata seperti "yang", "dan", "di", "dari", dan sebagainya dianggap dibuang. Pada titik ini, penyesuaian dilakukan dengan menggunakan kamus stopword yang dikumpulkan dari repository GitHub.
4. Menghitung *Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)* untuk memberikan bobot pada setiap kata dalam dokumen sehingga tampak seperti vektor. Pembobotan *TF-IDF* melibatkan perhitungan dua komponen yaitu:
- a. *Term Frequency*, menghitung bobot kata i sebagai jumlah kali kata itu muncul di dokumen j adalah salah satu cara paling mudah untuk menggunakan konsep ini. Kelemahan TF adalah bahwa semua kata dianggap setara, yang berarti bahwa kata-kata yang sering muncul di dokumen memiliki relevansi yang sangat tinggi.
 - b. *Invers Document Frequency*, untuk mengurangi efek kata yang terlalu sering muncul dalam kumpulan dokumen, nilai IDF dihitung dengan membagi total jumlah kata yang muncul di setiap dokumen dengan total jumlah kata yang muncul di setiap dokumen.
5. Melakukan pelabelan sentimen menjadi sentimen positif dan negatif.
 6. Membagi data menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 80% : 20%.
 7. Melakukan klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine*.
 8. Mengevaluasi kinerja klasifikasi menggunakan akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.
 9. Menghasilkan visualisasi analisis menggunakan *wordcloud*.

4. Hasil dan Pembahasan

Secara umum, analisis terhadap komentar pengguna pada Google Play Store dapat dilakukan dengan melihat *rating* yang diberikan pengguna, sebagaimana tercantum pada Gambar 1.



Gambar 1 menunjukkan jumlah ulasan berdasarkan *rating*.

Berdasarkan data yang dikumpulkan, kategori Sangat Suka mendominasi persentase sebesar 71.94 % pengguna dari total ulasan, menunjukkan mayoritas pengguna sangat puas dengan layanan sayur box. Kategori suka menyumbang 6.62 %, mencerminkan tingkat kepuasan yang cukup baik meskipun jumlahnya jauh lebih kecil dibandingkan kategori tertinggi. Ulasan dengan rating cukup suka tercatat sebesar 4.64%, menunjukkan sebagian kecil pengguna memberikan penilaian netral. Di sisi lain, ulasan negatif tersebar pada kategori tidak suka sebesar 3.78% dan sangat tidak suka dengan persentase 13.02%, mengindikasikan adanya ketidakpuasan yang cukup signifikan di kalangan pengguna. Secara keseluruhan, ulasan positif mencapai 78.56%, sementara ulasan negatif mencapai 16.80% dari total ulasan.

Adapun untuk melihat lebih detail terhadap ulasan yang dilakukan, maka diterapkan analisis sentimen. Hasil pra pemrosesan pada teks yang dikumpulkan dari ulasan pengguna sebagai diantaranya sebagai berikut:

Tabel 1. Pra pemrosesan teks

| Proses | Sebelum | Sesudah |
|-------------------------------|---|---|
| <i>Case folding</i> | Baru pertama x pesan,,,sayurnya segar ² & kualitas baik | baru pertama x pesan,,,sayurnya segar ² & kualitas baik |
| <i>Cleaning</i> | baru pertama x pesan,,,sayurnya segar ² & kualitas baik | baru pertama x pesansayurnya segar kualitas baik |
| <i>Tokenizing</i> | baru pertama x pesansayurnya segar kualitas baik | 'baru', 'pertama', 'x', 'pesansayurnya', 'segar', 'kualitas', 'baik' |
| <i>Spelling normalization</i> | 'baru', 'pertama', 'x', 'pesansayurnya', 'segar', 'kualitas', 'baik' | 'baru', 'pertama', 'kali', 'pesansayurnya', 'segar', 'kualitas', 'baik' |
| <i>Filtering</i> | 'baru', 'pertama', 'kali', 'pesansayurnya', 'segar', 'kualitas', 'baik' | 'kali', 'pesansayurnya', 'segar', 'kualitas', 'baik' |

Setelah data teks siap, tahap selanjutnya adalah melakukan pembobotan kata untuk mempersiapkan data agar dapat dianalisis lebih lanjut. Metode yang digunakan yaitu *Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)*. Metode TF-IDF ini menghitung frekuensi kemunculan sebuah kata dalam dokumen tertentu (*Term Frequency*) dan memperhitungkan seberapa jarang kata tersebut muncul dalam seluruh koleksi dokumen (*Inverse Document Frequency*), sehingga memberikan bobot yang lebih tinggi pada kata-kata yang unik atau jarang muncul dalam dataset keseluruhan.

Tabel 2 berikut menunjukkan hasil pembobotan kata untuk salah satu ulasan yang diambil dari aplikasi Sayurbox. Pembobotan ini memberikan gambaran mengenai pentingnya setiap kata dalam konteks ulasan tersebut. Kata-kata dengan bobot lebih tinggi memiliki peran penting dalam memahami sentimen atau tema yang dominan dalam ulasan.

Tabel 2. Pembobotan TF-IDF

| Ulasan | N | Total | TF | IDF | TF-IDF |
|---------|---|-------|---------|---------|---------|
| telat | 1 | 7 | 0.14285 | 2.44726 | 0.34959 |
| salah | 1 | 7 | 0.14285 | 1.85250 | 0.26462 |
| kirim | 1 | 7 | 0.14285 | 1.33331 | 0.19046 |
| kamar | 1 | 7 | 0.14285 | 3.32232 | 0.47459 |
| sebelah | 1 | 7 | 0.14285 | 2.28092 | 0.32582 |
| orang | 1 | 7 | 0.14285 | 2.07928 | 0.29702 |
| dikirim | 1 | 7 | 0.14285 | 1.61903 | 0.23127 |

Setelah proses pembobotan kata dilakukan, tahap selanjutnya adalah melakukan pelabelan terhadap ulasan. Pelabelan ini dibagi menjadi dua kelas, yaitu positif dan negatif. Kelas sentimen ditentukan secara otomatis menggunakan kamus lexicon, di mana setiap kata dalam ulasan diberi nilai skor berdasarkan orientasi sentimennya. Ulasan dengan nilai skor

total > 0 dikategorikan sebagai sentimen positif, sementara ulasan dengan nilai skor < 0 dikategorikan sebagai sentimen negatif.

Sebagai langkah validasi, pelabelan sentimen ini juga dilakukan pengecekan manual untuk memastikan bahwa setiap ulasan telah diklasifikasikan sesuai dengan konteks dan makna sebenarnya dari ulasan tersebut. Berdasarkan hasil pelabelan menggunakan kamus lexicon serta pengecekan manual, diperoleh sebanyak 3.382 ulasan yang dikategorikan sebagai sentimen positif dan 819 ulasan yang dikategorikan sebagai sentimen negatif. Hasil ini menunjukkan bahwa ulasan positif lebih dominan dibandingkan ulasan negatif yang diberikan oleh pengguna.

Setelah mengetahui distribusi ulasan positif dan negatif, tahap berikutnya adalah membagi dataset menjadi data latih (*training set*) dan data uji (*test set*) untuk keperluan pengujian algoritma klasifikasi. Data latih digunakan untuk membangun model klasifikasi (*classifier*), sementara data uji digunakan untuk mengukur akurasi model tersebut dalam melakukan prediksi klasifikasi. Pembagian data latih dan data uji dilakukan dengan rasio 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji, menggunakan *random state* = 5 untuk memastikan konsistensi hasil pembagian.

Setelah dilakukan pembagian data latih dan data uji, tahap selanjutnya dalam penelitian ini adalah menerapkan metode klasifikasi, yaitu Support Vector Machine (SVM). SVM dipilih karena kemampuannya yang efektif dalam menangani data yang berukuran besar dan memiliki dimensi yang tinggi, serta karena performanya yang baik dalam tugas klasifikasi.

Evaluasi performa dari metode SVM dilakukan dengan menggunakan *Confusion Matrix*, yang memberikan gambaran mengenai seberapa baik model dapat mengklasifikasikan data uji ke dalam kelas yang benar. *Confusion Matrix* mencakup informasi tentang *True Positives* (TP), *True Negatives* (TN), *False Positives* (FP), dan *False Negatives* (FN), yang menjadi dasar penghitungan metrik evaluasi lainnya seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Tabel 3 menyajikan *Confusion Matrix* yang dihasilkan dari penerapan metode SVM pada dataset ulasan yang digunakan.

Tabel 3. Pembobotan TF-IDF

| | | Aktual | |
|----------|---------|---------|---------|
| | | Negatif | Positif |
| Prediksi | Negatif | 100 | 61 |
| | Positif | 29 | 651 |

Pada metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel linear, terdapat 680 prediksi kelas positif, di mana 651 prediksi positif diklasifikasikan dengan benar sebagai positif, sedangkan 29 prediksi salah diklasifikasikan sebagai positif. Sementara itu, terdapat 161 prediksi kelas negatif, di mana 100 prediksi negatif diklasifikasikan dengan benar sebagai negatif, sedangkan 61 prediksi salah diklasifikasikan sebagai negatif. Tabel 4 menyajikan hasil perhitungan evaluasi performa model berdasarkan *Confusion Matrix* yang dihasilkan dari klasifikasi menggunakan metode SVM dengan kernel linear.

Tabel 4. Pembobotan TF-IDF

| Akurasi | <i>Precision</i> | <i>Recall</i> | <i>F1 - score</i> |
|---------|------------------|---------------|-------------------|
| 89.29% | 91.42% | 95.58% | 93.50% |

Berdasarkan hasil *confusion matrix*, akurasi yang diperoleh adalah 89,29%, dengan 751 ulasan yang diklasifikasikan dengan benar dan 90 ulasan yang salah klasifikasi. Nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* masing-masing adalah 91,42%, 95,58%, dan 93,50%, sesuai dengan perhitungan dari *confusion matrix*.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil klasifikasi, terlihat bahwa jumlah ulasan positif (3.382 ulasan) lebih dominan dibandingkan ulasan negatif (819 ulasan). Metode SVM dengan kernel linear mencapai akurasi sebesar 89,29%. Dari 841 data yang diuji, sebanyak 751 ulasan diklasifikasikan dengan benar. Confusion matrix menunjukkan nilai precision, recall, dan f1-score masing-masing 91,42%, 95,58%, dan 93,50%. Hasil ini menunjukkan bahwa metode SVM dapat dipertimbangkan sebagai pilihan yang efektif karena memberikan evaluasi performa yang baik.

References

- Amalia, V. R., Adiarni, N., & Aminudin, I. (2023). Pengaruh Kesadaran Merek, Electronic Word of Mouth Dan Saluran Pemasaran Digital Terhadap Keputusan Pembelian Buah-Buahan Melalui E-Grocery. *Mimbar Agribisnis : Jurnal Pemikiran Masyarakat Ilmiah Berwawasan Agribisnis*, 9(2), 2963. <https://doi.org/10.25157/ma.v9i2.10796>
- Cristianini, N., & Shawe-Taylor, J. (2013). *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods* (Online edi). Cambridge University Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1017/CBO9780511801389>
- Fahmuddin, M., Aidid, M. K., & Taslim, M. J. (2023). Implementasi Analisis Regresi Logistik Dengan Metode Machine Learning Untuk Mengklasifikasi Berita Di Indonesia. *VARIANSI: Journal of Statistics and Its Application on Teaching and Research*, 5(03), 155–162. <https://doi.org/10.35580/variansom116>
- Farhan Nufairi, Nunik Pratiwi, F. H. (2024). Analisis sentimen pada ulasan aplikasi threads di google play store menggunakan algoritma support vector machine. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 9(1), 339–348.
- Fide, S., Suparti, S., & Sudarno, S. (2021). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Tiktok Di Google Play Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm) Dan Asosiasi. *Jurnal Gaussian*, 10(3), 346–358. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v10i3.32786>
- Fransiska, S., Rianto, & Gufroni, A. I. (2020). Sentiment Analysis Provider by.U on Google Play Store Reviews with TF-IDF and Support Vector Machine (SVM) Method. *Scientific Journal of Informatics*, 7(2), 2407–7658.
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data Mining: Concepts and Techniques*. <https://doi.org/10.1016/C2009-0-61819-5>
- Idris, I. S. K., Mustofa, Y. A., & Salihi, I. A. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 5(1), 32–35. <https://doi.org/10.37905/jjee.v5i1.16830>
- Liu, B. (2015). Sentiment analysis: Mining opinions, sentiments, and emotions. In *Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions*. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139084789>
- Liu, B. (2020). *Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions* (2nd Editio). Cambridge University Press.
- Mahardika, Y. S., & Zuliarso, E. (2018). Analisis Sentimen Terhadap Pemerintahan Joko Widodo Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Naives Bayes Classifier. *Prosiding SINTAK 2018, 2015*, 409–413.
- Manik, G., Ernawati, I., & Nurlaili, I. (2021). Analisis sentimen pada review pengguna e-commerce bidang pangan menggunakan metode support vector machine (studi kasus : review sayurbox dan tanihub pada google play. *Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Bidang Ilmu Komputer Dan Aplikasinya*, 2(2), 64–74.
- Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2009). *Introduction to Modern Information Retrieval* (2nd editio). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1108/00242530410565256>
- Oktafani, M., & Prasetyaningrum, P. T. (2022). Implementasi Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Komentar Aplikasi Tanda Tangan Digital. *Jurnal Sistem Informasi Dan Bisnis Cerdas*, 15(1), 10–19. <https://doi.org/10.33005/sibc.v15i1.4>

- Rozi, A. F., Purnomo, A. S., Studi, P., Informasi, S., Informasi, F. T., Mercu, U., Yogyakarta, B., Informatika, P. S., Informasi, F. T., Mercu, U., Yogyakarta, B., & Mining, T. (2021). Analisis Sentimen Untuk Respon Masyarakat Terhadap Universitas (Studi Kasus : Universitas Mercu Buana Yogyakarta). *JURNAL INFORMATION SYSTEM & ARTIFICIAL INTELLIGENCE*, 1(2), 53–60.
- Salsabila, A., Sihombing, J. J., & Sitorus, R. I. (2022). Implementasi Algoritma Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Aplikasi OLX di Playstore. *Journal of Informatics and Data Science*, 1(2). <https://doi.org/10.24114/j-ids.v1i2.42597>
- Sari, F. V., & Wibowo, A. (2019). Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd.Id Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi. *Jurnal SIMETRIS*, 10(2), 681–686.