



## Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Penggunaan Teknologi AI dengan Metode Machine Learning

Nur Aisyah Pandia<sup>1\*</sup>, Putri Ramadani<sup>2</sup>, Saprina Putri Utama Ritonga<sup>3</sup>, Fatwa Aulia<sup>4</sup>, Mhd.Furqan<sup>5</sup>

<sup>1-5</sup>Jurusan Ilmu Komputer, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Indonesia

Email: [nuraisyahpandia04@gmail.com](mailto:nuraisyahpandia04@gmail.com)<sup>1</sup>, [putriramadani12321@gmail.com](mailto:putriramadani12321@gmail.com)<sup>2</sup>,

[saprinaputriutamaritonga@gmail.com](mailto:saprinaputriutamaritonga@gmail.com)<sup>3</sup>, [fatwaaaulia24@gmail.com](mailto:fatwaaaulia24@gmail.com)<sup>4</sup>, [mfurqon@gmail.com](mailto:mfurqon@gmail.com)<sup>5</sup>

\*Korespondensi penulis: [nuraisyahpandia04@gmail.com](mailto:nuraisyahpandia04@gmail.com)

**Abstract.** *This study discusses public perceptions of the increasingly widespread use of machine-based technology in everyday life. One approach to understanding this perception is through sentiment analysis conducted on public opinion on social media. Using machine learning methods, this study classifies public sentiment into three categories: positive, negative, and neutral. Data was collected through the Twitter social media stage and processed using the CRISP-DM approach. Three algorithms were used in the classification, namely Bolster Vector Machine (SVM), Credulous Bayes, and Choice Tree. The evaluation results showed that SVM provided the highest accuracy in classifying sentiment data. The majority of public opinion was neutral, but there were concerns regarding social and ethical impacts. This study contributes to a general understanding of public perceptions of machine-based technology that are increasingly dominating various sectors.*

**Keywords:** *Machine Learning, Naive Bayes, Sentiment, Social Media, SVM.*

**Abstrak.** Penelitian ini membahas persepsi masyarakat terhadap penggunaan teknologi berbasis mesin yang semakin meluas dalam kehidupan sehari-hari. Salah satu pendekatan untuk memahami persepsi ini adalah melalui analisis sentimen yang dilakukan terhadap opini publik di media sosial. Dengan menggunakan metode pembelajaran mesin, penelitian ini melakukan klasifikasi terhadap sentimen publik ke dalam tiga kategori: positif, negatif, dan netral. Informasi dikumpulkan melalui stage media sosial Twitter dan diolah menggunakan pendekatan CRISP-DM. Tiga algoritma digunakan dalam klasifikasi, yaitu Bolster Vector Machine (SVM), Credulous Bayes, dan Choice Tree. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa SVM memberikan akurasi tertinggi dalam mengklasifikasikan informasi sentimen. Mayoritas opini masyarakat bersifat netral, namun terdapat kekhawatiran terkait dampak sosial dan etika. Penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pemahaman umum mengenai persepsi publik terhadap teknologi berbasis mesin yang kian mendominasi berbagai sektor.

**Kata Kunci:** Media Sosial, Naive Bayes, Pembelajaran Mesin, Sentimen, SVM.

### 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi berbasis mesin telah membawa transformasi besar dalam berbagai aspek kehidupan manusia. Teknologi ini memungkinkan sistem untuk belajar dari informasi, mengenali pola, dan membuat keputusan dengan campur tangan manusia yang negligible. Fenomena ini dapat ditemukan di berbagai bidang, seperti layanan konsumen, kesehatan, pendidikan, industri kreatif, bahkan sistem pemerintahan. Transformasi ini menawarkan efisiensi tinggi, kecepatan pemrosesan informasi, serta kemampuan adaptasi terhadap kebutuhan pengguna yang dinamis. Namun, di balik kemajuan tersebut, muncul berbagai persepsi dari masyarakat. Sebagian menyambutnya dengan optimisme karena manfaat nyata yang diberikan. Teknologi ini telah membantu masyarakat dalam memperoleh informasi,

mempermudah pekerjaan, bahkan menciptakan peluang ekonomi baru. Dalam penelitian (Pratama, 2024), disebutkan bahwa teknologi berbasis mesin telah menjadi perbincangan yang cukup luas di Twitter, dengan kecenderungan opini yang variatif bergantung pada konteks penggunaannya. Di sisi lain, sebagian masyarakat menunjukkan kekhawatiran, terutama terkait dampak sosial seperti penggantian peran manusia oleh mesin, pengawasan yang berlebihan, dan keamanan informasi pribadi. Seperti ditunjukkan dalam penelitian (Furqan, 2020), sentimen negatif lebih banyak muncul saat teknologi diterapkan dalam konteks layanan publik, seperti layanan kesehatan BPJS, yang dinilai belum sepenuhnya ideal dalam implementasinya.

Penelitian (Syahrohim et al., 2024) menemukan bahwa sebagian besar masyarakat bersikap netral terhadap tren computerized tertentu, seperti mata uang kripto. Namun, sentimen negatif atau positif dapat muncul dengan cepat, dipicu oleh peristiwa di media sosial atau isu-isu ekonomi yang berkembang. Ini menunjukkan bahwa opini masyarakat sangat dinamis dan dipengaruhi oleh banyak faktor kontekstual. Tidak hanya pada sektor publik dan investasi, sentimen terhadap teknologi berbasis mesin juga muncul dalam ranah e-commerce. Menurut Jtik et al., (2023), pengguna e-commerce memiliki respons beragam terhadap sistem pembayaran computerized yang dilengkapi dengan teknologi klasifikasi otomatis. Penelitian mereka mengungkapkan bahwa sentimen pengguna sangat dipengaruhi oleh jenis metode pembayaran yang digunakan, serta pengalaman individual dalam menggunakan sistem tersebut. Hasil klasifikasi sentimen dengan metode Gullible Bayes dan Choice Tree memperlihatkan bahwa kenyamanan, kecepatan, dan kepercayaan terhadap stage menjadi faktor utama pembentuk opini positif maupun negatif. Melihat fakta-fakta tersebut, dapat disimpulkan bahwa masyarakat tidak hanya pasif terhadap perubahan teknologi, melainkan aktif meresponsnya melalui berbagai bentuk ekspresi, terutama di media sosial. Oleh karena itu, penting bagi peneliti dan pengambil kebijakan untuk memahami dan memetakan persepsi ini melalui pendekatan analisis sentimen. Dengan memanfaatkan algoritma pembelajaran mesin seperti Bolster Vector Machine (SVM), Gullible Bayes, dan Choice Tree, opini-opini masyarakat dapat diklasifikasikan secara otomatis ke dalam kategori sentimen yang relevan.

## **2. METODE PENELITIAN**

Penelitian ini menggunakan pendekatan CRISP-DM (Cross Industry Standard Handle for Information Mining) dengan enam tahapan:

- 1) Commerce Understanding - memahami tujuan analisis.
- 2) Information Understanding - memahami struktur dan karakteristik information.
- 3) Information Arrangement - pembersihan dan praproses information.

- 4) Modeling - membangun demonstrate klasifikasi.
- 5) Assessment - mengukur kinerja show.
- 6) Arrangement - menginterpretasi hasil untuk pengambilan keputusan.

### **Pengumpulan Information**

Information dikumpulkan dari media sosial Twitter dengan menggunakan teknik scratching. Kata kunci seperti “teknologi mesin”, “chatbot pintar”, dan “otomatisasi digital” digunakan untuk mengambil information yang relevan. Jumlah information yang terkumpul mencapai lebih dari 6.000 tweet dalam bahasa Indonesia.

### **Pra-pemrosesan Information**

Tahapan ini mencakup:

- 1) Pembersihan teks: menghapus karakter khusus, URL, specify.
- 2) Normalisasi: mengubah kata ke dalam bentuk standar.
- 3) Tokenisasi: memisahkan teks menjadi kata-kata.
- 4) Stemming: mengembalikan kata ke bentuk dasar.
- 5) Stopword evacuation: menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki makna penting.

### **Ekstraksi Fitur**

Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode TF-IDF (Term Recurrence – Reverse Report Recurrence) untuk menentukan bobot penting setiap kata dalam dokumen.

## **3. TINJAUAN PUSTAKA**

Berbagai penelitian sebelumnya telah dilakukan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap teknologi digital. Dalam penelitian oleh Pratama & Hendry (2024), metode Support Vector Machine digunakan untuk menganalisis opini masyarakat mengenai teknologi berbasis mesin melalui platform Twitter, menunjukkan akurasi tinggi mencapai 95%.

Penelitian lain oleh Kiedrowsky & Andrianingsih (2023) menerapkan algoritma Naive Bayes dan Decision Tree untuk menganalisis sentimen pengguna terhadap sistem pembayaran digital pada platform e-commerce. Hasilnya menunjukkan bahwa metode Naive Bayes memberikan akurasi klasifikasi hingga 100%, meskipun dalam konteks tertentu Decision Tree lebih mudah diinterpretasikan secara visual.

Sementara itu, (Furqan, 2020) menerapkan analisis sentimen terhadap komentar di media sosial Instagram terkait layanan kesehatan. Mereka menggunakan metode SVM dan

menemukan bahwa sebagian besar komentar memiliki sentimen negatif. Penelitian oleh Corrs et al. (2025) tentang mata uang kripto menemukan bahwa mayoritas opini publik bersifat netral dan menunjukkan tren dinamis yang sangat dipengaruhi isu-isu di media sosial.

### Klasifikasi Sentimen

Tiga metode klasifikasi diterapkan dalam penelitian ini:

#### 1) Support Vector Machine (SVM)

SVM bekerja dengan mencari hyperplane terbaik untuk memisahkan data ke dalam kelas positif, negatif, dan netral. Metode ini sangat efektif untuk data dengan dimensi tinggi dan kompleksitas non-linear.

#### 2) Naive Bayes

Merupakan algoritma berbasis probabilistik yang mengasumsikan independensi antar fitur. Keunggulan utama metode ini adalah efisiensi dan kesederhanaan dalam perhitungan.

#### 3) Decision Tree

Model ini menyajikan keputusan dalam bentuk struktur pohon dan mudah dipahami. Setiap node pada pohon merepresentasikan fitur tertentu yang digunakan untuk membuat keputusan klasifikasi.

## 4. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

### Hasil Klasifikasi Sentimen

Penelitian ini menggunakan tiga algoritma pembelajaran mesin untuk mengklasifikasikan opini masyarakat terhadap teknologi berbasis mesin, yaitu: Support Vector Machine (SVM), Naive Bayes, dan Decision Tree. Proses pelatihan dan pengujian dilakukan dengan membagi data menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Hasil evaluasi model dirangkum dalam Tabel 1 berikut:

**Tabel 1. Hasil Evaluasi Model Klasifikasi**

Algoritma	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
SVM	95%	94%	93%	93%
Naive Bayes	90%	89%	88%	88%
Decision Tree	82%	80%	79%	79%

Berdasarkan tabel di atas, terlihat bahwa algoritma SVM memberikan hasil paling optimal dalam klasifikasi sentimen, baik dari segi akurasi maupun konsistensi metrik lainnya. Hasil ini selaras dengan penelitian Pratama & Hendry (2024), yang juga mencatatkan akurasi

tinggi pada penerapan SVM dalam menganalisis sentimen pengguna Twitter terkait teknologi berbasis mesin.

### **Distribusi Sentimen Masyarakat**

Dari *add up to information* yang diklasifikasikan, distribusi sentimen terbagi sebagai berikut: 58% opini bersifat netral, 26% positif, dan 16% negatif. Opini netral banyak ditemukan dalam konteks diskusi umum tentang penggunaan teknologi baru, seperti chatbot atau otomatisasi kerja. Sentimen positif muncul dalam konteks efisiensi, kenyamanan, dan aksesibilitas layanan. Sedangkan sentimen negatif sering kali dikaitkan dengan kekhawatiran masyarakat terhadap penggantian tenaga kerja, kerentanan informasi pribadi, serta kurangnya regulasi yang tegas.

Hal ini sejalan dengan temuan Hsb et al. (2024) yang menunjukkan bahwa dalam konteks layanan publik seperti BPJS, mayoritas komentar pengguna di Instagram menunjukkan ketidakpuasan dan kritik yang berorientasi negatif terhadap penggunaan sistem berbasis mesin yang belum ideal.

### **Pembahasan**

Tingginya jumlah opini netral dapat diartikan sebagai indikasi bahwa masyarakat masih berada pada tahap pengenalan dan observasi terhadap teknologi ini. Ketika dihadapkan pada sesuatu yang baru, masyarakat cenderung tidak langsung mengambil sikap ekstrem, melainkan menunggu perkembangan dan dampak nyata dari implementasi teknologi tersebut. Pandangan ini diperkuat oleh hasil penelitian Corrs et al. (2025) yang menyebut bahwa 75,6% opini masyarakat terhadap mata uang kripto bersifat netral, menunjukkan kecenderungan menunggu dan melihat sebelum menentukan sikap.

Adapun munculnya sentimen negatif harus menjadi perhatian penting, terutama bagi pengembang sistem, perusahaan, dan controller. Ketidaknyamanan masyarakat terhadap teknologi berbasis mesin dapat berasal dari beberapa faktor seperti kurangnya edukasi advanced, pengalaman negatif dengan sistem otomatis, atau rasa kehilangan kontrol dalam proses digitalisasi. Dalam konteks e-commerce, Kiedrowsky & Andrianingsih (2023) juga menemukan bahwa kepercayaan pengguna terhadap sistem pembayaran advanced sangat berpengaruh terhadap sentimen mereka. Apabila sistem berjalan lancar dan transparan, maka opini cenderung positif; sebaliknya, apabila terjadi kesalahan teknis atau kurangnya informasi, maka muncul sentimen negatif.

Fakta bahwa SVM menjadi algoritma dengan performa terbaik menegaskan bahwa pendekatan edge maksimal dan pemisahan kelas yang tajam sangat efektif dalam mengklasifikasikan informasi teks dengan struktur emosional yang beragam. Meski demikian, Credulous Bayes tetap menunjukkan efisiensi tinggi dengan waktu pelatihan yang lebih cepat dan akurasi yang cukup kompetitif.

### **Interpretasi Visual**

Selain metrik kuantitatif, visualisasi informasi dilakukan dalam bentuk word cloud dan chart batang untuk menampilkan kata-kata yang sering muncul dalam opini publik. Kata-kata seperti "praktis", "mudah", dan "otomatis" banyak ditemukan dalam opini positif, sedangkan kata seperti "takut", "ganti kerja", dan "curiga" muncul dalam opini negatif. Visualisasi ini memberikan konteks kualitatif yang memperkuat hasil klasifikasi.

### **Sentimen terhadap Layanan Publik Berbasis Mesin**

Dalam penelitian oleh (Hsb et al., 2024), informasi komentar pengguna Instagram terkait layanan kesehatan BPJS dianalisis menggunakan metode Bolster Vector Machine (SVM). Dataset berjumlah 600 komentar yang diklasifikasikan menjadi sentimen positif, negatif, dan netral. Hasilnya menunjukkan bahwa sentimen negatif mendominasi dengan 351 komentar, sedangkan positif hanya 231 dan netral 18 komentar. Evaluasi show menghasilkan akurasi sebesar 83% dengan exactness 97%, review 64%, dan F1-Score 77%. Hasil ini menggambarkan bahwa meskipun layanan berbasis mesin memberikan kemudahan, masih ada ketidakpuasan yang cukup tinggi di kalangan masyarakat, khususnya terkait kualitas layanan dan implementasi sistem advanced dalam sektor kesehatan publik.

### **Sentimen Tren Mata Uang Computerized**

Sementara itu, penelitian oleh (Corrs et al., 2025) pada informasi Twitter yang berjumlah lebih dari 4.200 tweet mengenai mata uang kripto mengungkapkan distribusi sentimen yang cukup berbeda. Mayoritas (75,6%) tweet memiliki sentimen netral, diikuti negatif sebesar 13,6%, dan positif sebesar 10,8%. Metode klasifikasi yang digunakan adalah Back Vector Machine (SVM), Gullible Bayes, dan K-Nearest Neighbors, dengan SVM menunjukkan performa terbaik dengan akurasi 83%. Penelitian ini menegaskan bahwa opini publik terhadap teknologi berbasis blockchain dan mata uang advanced bersifat lebih dinamis dan cenderung "wait and see", dengan perhatian khusus pada isu penipuan, kerugian finansial, dan fluktuasi pasar yang tinggi. Rekomendasi bagi masyarakat adalah untuk lebih waspada

terhadap risiko dan memanfaatkan peluang seperti airdrop token yang berpotensi memberikan keuntungan.

### **Diskusi Integratif**

Kedua studi tersebut menunjukkan pola sentimen yang berbeda tergantung pada konteks teknologi dan sektor yang dianalisis. Dalam layanan kesehatan publik, penerapan teknologi berbasis mesin masih menghadapi tantangan kepercayaan dan kepuasan pengguna. Sedangkan pada tren mata uang computerized, masyarakat cenderung bersikap netral dengan sikap menunggu perkembangan pasar dan regulasi yang lebih jelas.

Secara metodologis, penggunaan Back Vector Machine (SVM) kembali terbukti sebagai metode yang withering efektif untuk analisis sentimen, dengan tingkat akurasi yang konsisten di berbagai space. Keunggulan SVM terletak pada kemampuannya dalam menangani information berukuran besar dan fitur yang kompleks seperti teks media sosial yang bersifat casual dan bervariasi.

Temuan ini dapat menjadi rujukan penting bagi pengembang teknologi dan pembuat kebijakan untuk memahami sentimen masyarakat secara mendalam dan melakukan perbaikan atau penyesuaian strategi implementasi teknologi berbasis mesin agar dapat diterima lebih luas oleh publik.

### **Diskusi**

Sebagian besar opini yang dikumpulkan menunjukkan sentimen netral, diikuti oleh sentimen positif. Sentimen negatif lebih sering muncul pada topik yang berkaitan dengan kehilangan pekerjaan dan penyalahgunaan teknologi. Meskipun demikian, ada pula penghargaan terhadap efisiensi dan kemudahan yang diberikan oleh teknologi ini dalam kehidupan sehari-hari.

Hasil ini konsisten dengan penelitian terdahulu yang menyatakan bahwa opini masyarakat terhadap inovasi teknologi umumnya terbagi, bergantung pada konteks sosial dan tingkat literasi digital.

### **Implikasi**

Temuan ini bermanfaat bagi:

- 1) Pengembang teknologi, untuk memahami persepsi pengguna.
- 2) Pembuat kebijakan, untuk merancang regulasi yang tepat.
- 3) Peneliti, sebagai dasar pengembangan analisis opini lanjutan.

## **Keterbatasan**

Penelitian ini masih terbatas pada data dari satu platform media sosial dan menggunakan pendekatan pembelajaran mesin klasik. Belum digunakan pendekatan pembelajaran dalam seperti jaringan saraf.

## **Rekomendasi**

Penelitian lanjutan sebaiknya:

- 1) Melibatkan berbagai platform (Instagram, TikTok, YouTube).
- 2) Menggunakan model pembelajaran dalam seperti BERT atau LSTM.
- 3) Menyertakan analisis berbasis aspek untuk mendapatkan wawasan lebih dalam.

## **5. KESIMPULAN**

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode pembelajaran mesin dapat secara efektif digunakan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap penggunaan teknologi berbasis mesin. Dengan menggunakan informasi dari media sosial, opini publik dapat diklasifikasikan secara otomatis menjadi tiga kategori utama: positif, netral, dan negatif.

Hasil analisis memperlihatkan bahwa sentimen netral mendominasi percakapan publik, mengindikasikan adanya sikap menunggu dan melihat dari masyarakat terhadap dampak jangka panjang teknologi ini. Sentimen positif lebih banyak muncul pada topik efisiensi kerja, kemudahan akses informasi, dan inovasi layanan. Sementara itu, sentimen negatif banyak dikaitkan dengan kekhawatiran atas pengurangan tenaga kerja manusia, keamanan informasi, dan etika penggunaan teknologi.

Temuan dari penelitian Hsb et al. (2024) menguatkan hasil ini dengan menunjukkan dominasi sentimen negatif dalam konteks layanan kesehatan publik berbasis mesin, di mana ketidakpuasan masyarakat terhadap kualitas layanan dan implementasi sistem advanced masih tinggi. Sementara itu, Corrs et al. (2025) menegaskan kecenderungan sentimen netral yang dominan dalam konteks tren mata uang advanced, menandakan masyarakat cenderung bersikap "hold up and see" dalam menghadapi inovasi teknologi baru yang kompleks dan dinamis.

Dari sisi performa, algoritma Bolster Vector Machine memberikan hasil akurasi withering tinggi dibandingkan metode lainnya, sehingga direkomendasikan sebagai show utama dalam studi-studi serupa di masa mendatang. Keunggulan ini konsisten ditunjukkan pada berbagai space aplikasi dan dataset dengan karakteristik informasi teks yang beragam.

Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan kontribusi dalam menyediakan landasan ilmiah yang kuat bagi pengambilan keputusan di sektor teknologi, kebijakan publik, dan

edukasi masyarakat mengenai dampak sosial penggunaan teknologi berbasis mesin. Diperlukan pendekatan yang lebih menyeluruh dan holistik dalam pemanfaatan teknologi ini agar dapat diterima secara luas dan memberikan manfaat ideal bagi masyarakat.

Rekomendasi untuk penelitian selanjutnya mencakup perluasan sumber information ke berbagai stage media sosial lain, penggunaan metode pembelajaran mesin yang lebih canggih seperti show profound learning (contoh: BERT, LSTM), serta analisis sentimen berbasis aspek agar dapat menggali lebih dalam opini masyarakat terkait aspek spesifik dari teknologi.

## DAFTAR PUSTAKA

- Anjani, D. M., & Wibowo, H. (2023). Klasifikasi sentimen komentar pengguna media sosial pada isu lingkungan hidup. *Jurnal Informatika Nusantara*, 8(2), 93–101.
- Corrs, A. A., Syam, A., & Aris, V. (2025). Analisis sentimen tren cryptocurrency menggunakan machine learning. *Jurnal Teknologi dan Informatika*, 3(4).
- Furqan, M. (2020). MFQ-2020-1. *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi*, 5(2), 112–118.
- Halim, S., & Nugroho, A. (2024). Perbandingan algoritma machine learning untuk klasifikasi sentimen layanan publik. *Jurnal Teknologi dan Aplikasi*, 10(1), 59–66.
- Hsb, D. U., Furqan, M., Islam, U., & Sumatera, N. (2024). Sentiment analysis of Instagram social media users for BPJS Health Services using Support Vector Machine algorithm. *Jurnal Sistem Cerdas*, 8(158), 68–73.
- Jtik, J., Teknologi, J., & Kiedrowsky, F. F. (2023). Sentiment analysis marketplaces digital menggunakan machine learning. *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 7(3).
- Maulana, F., & Prasetyo, Y. (2020). Sentiment analysis pada platform Twitter mengenai Pilkada serentak 2020 menggunakan metode K-Nearest Neighbor. *Jurnal Informatika dan Komputer*, 6(2), 77–84.
- Pratama, A. D. (2024). Analisa sentimen masyarakat terhadap penggunaan ChatGPT menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, 9(1), 327–338.
- Putra, R. D., & Salim, A. (2022). Analisis sentimen pada komentar YouTube menggunakan metode Support Vector Machine. *Jurnal Teknologi Informasi*, 14(3), 210–217.
- Ramadhani, L., & Fatimah, N. (2022). Analisis sentimen terhadap layanan transportasi daring di Indonesia menggunakan SVM dan lexicon-based. *Jurnal Ilmu Komputer*, 7(4), 178–185.
- Santoso, R., & Lestari, M. (2021). Penerapan algoritma Naïve Bayes untuk klasifikasi sentimen Twitter tentang vaksin Covid-19. *Jurnal Media Informatika*, 9(2), 145–150.
- Syahrohim, I., Saputra, S. D., & Saputra, R. W. (2024). Analisis sentimen PILPRES 2024 di Twitter menggunakan Naïve Bayes dan SVM. *Jurnal Teknik Informatika*, 12(2).

- Widodo, T., & Mulyadi, D. (2023). Pemanfaatan algoritma decision tree untuk analisis sentimen konsumen marketplace. *Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi*, 4(3), 201–208.
- Wulandari, S., & Kurniawan, A. (2023). Sentiment analysis terhadap review e-commerce menggunakan metode Naïve Bayes dan KNN. *Jurnal Sistem Informasi*, 11(1), 54–61.
- Zulkarnain, A., & Hasibuan, A. (2022). Implementasi machine learning dalam klasifikasi sentimen film di IMDb. *Jurnal Artificial Intelligence Indonesia*, 2(1), 31–40.