

IMPLEMENTASI ALGORITMA NAÏVE BAYES PADA SENTIMEN PUBLIK TERHADAP SOLUSI MENGHADAPI RESESI DI INDONESIA

Nasywa Mutia Efendi¹, Muhammad Ryan Adam Saputra², Dian Srikandi³, Septiana Girsang⁴, Rizky
Maulana Dzuhry⁵, Mohamad Andi Budiono⁶

^{1,2,3,4,5,6}Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika
Responden: diansrikandi22@email.com

ABSTRACT

A recession is a condition in which economic activity declines significantly, characterized by a weakening Gross Domestic Product, decreasing household income, and rising unemployment rates. This condition triggers diverse public opinions, prompting this study to analyze public sentiment toward proposed solutions for addressing a potential recession in Indonesia through YouTube comments. A total of 1,204 comments were collected via web scraping and processed through several preprocessing stages, including cleansing, normalization, tokenization, stopword removal, and stemming. The cleaned data were then converted into numerical representation using TF-IDF and classified using the Naïve Bayes algorithm. Evaluation was carried out using accuracy, precision, recall, F1-score, and confusion matrix metrics. The results show that the model performed well, with evaluation scores ranging from 0.81 to 0.82 and a majority of predictions being correct. The sentiment analysis also revealed a dominance of negative comments, approximately 700 comments, while 504 comments were categorized as positive. These findings demonstrate that Naïve Bayes is effective in classifying public opinions related to recession issues and can serve as a foundation for further studies in the field of digital economic analysis.

Keywords: Naïve Bayes, Recession, Public Sentiment, YouTube

Riwayat Artikel :

Tanggal diterima : 15-10-2025

Tanggal revisi : 21-11-2025

Tanggal terbit : 09-12-2025

DOI :

<https://doi.org/10.31949/infotech.v11i2.16723>

INFOTECH journal by Informatika UNMA is licensed under CC BY-SA 4.0

Copyright © 2025 By Author



1. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Indonesia sebagai negara demokrasi memberikan ruang luas bagi masyarakat untuk menyuarakan pendapatnya. Pemanfaatan media sosial berkembang pesat, baik di kalangan masyarakat umum maupun pejabat pemerintah dalam menyampaikan informasi, gagasan, dan tanggapan terhadap isu sosial (Ritonga et al., 2020). Platform seperti YouTube kini menjadi ruang publik digital yang aktif, di mana komentar pengguna dapat merepresentasikan opini dan persepsi masyarakat secara langsung. Salah satu isu yang memicu diskusi publik adalah potensi terjadinya resesi ekonomi, yaitu kondisi penurunan signifikan aktivitas ekonomi yang tercermin dari melemahnya Produk Domestik Bruto (PDB), pendapatan, dan meningkatnya pengangguran (Rianda, 2023). Ketidakpastian ini menimbulkan beragam respons masyarakat, sehingga analisis sentimen menjadi pendekatan penting untuk memahami kecenderungan opini publik terhadap solusi mengatasi resesi.

Penelitian mengenai analisis sentimen berbasis media sosial sebelumnya umumnya memanfaatkan metode *text mining* dan *Natural Language Processing* (NLP), di mana algoritma Naïve Bayes banyak digunakan karena efektif, sederhana, dan efisien dalam mengklasifikasikan polaritas teks (Naraswati et al., 2021).

Penelitian yang menggunakan komentar media sosial sebagai data juga telah dilakukan pada berbagai platform, termasuk Twitter, aplikasi layanan, dan beberapa studi pada YouTube. Salah satu penelitian relevan adalah penelitian oleh Chely Aulia Misrun yang menganalisis sentimen publik terhadap figur politik Anies Baswedan dengan memanfaatkan 1.009 komentar YouTube. Menggunakan *preprocessing*, TF-IDF, dan algoritma Naïve Bayes Classifier, penelitian tersebut mencapai akurasi sekitar 78%, sehingga menunjukkan bahwa YouTube merupakan sumber data yang valid untuk memetakan opini public (Misrun, 2024).

Meskipun demikian, penelitian Chely Aulia Misrun masih berfokus pada analisis sentimen terhadap figur politik dan belum menyentuh isu ekonomi makro yang lebih kompleks seperti resesi. Selain itu, penelitian terdahulu belum secara khusus menelaah bagaimana masyarakat merespons berbagai solusi yang ditawarkan untuk menghadapi potensi resesi di Indonesia. Dengan demikian, terdapat celah penelitian terkait pemanfaatan komentar YouTube sebagai sumber data untuk menganalisis persepsi publik terhadap solusi kebijakan ekonomi.

Melalui pendekatan Naïve Bayes, penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran komprehensif mengenai sentimen masyarakat terhadap berbagai solusi dalam menghadapi potensi resesi di Indonesia. Selain itu, hasil penelitian diharapkan mampu mendukung perumusan kebijakan publik berbasis data digital serta menjadi

landasan bagi penelitian lanjutan di bidang analisis sentimen dan ekonomi digital.

1.2. Tinjauan Pusaka

a. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan proses untuk mengidentifikasi, memahami, dan mengklasifikasikan opini atau emosi yang terkandung dalam sebuah teks ke dalam kategori positif, negatif, atau netral. Teknik ini termasuk dalam ranah *text mining* karena melibatkan pengolahan data berbasis teks yang harus melalui tahapan seperti pembersihan data, tokenisasi, dan transformasi sebelum dianalisis. Melalui analisis sentimen, kecenderungan pandangan atau sikap masyarakat terhadap suatu isu, layanan, atau objek tertentu dapat diketahui secara lebih sistematis dan terukur, sehingga metode ini sering digunakan dalam berbagai penelitian yang berfokus pada opini publik dan evaluasi persepsi pengguna (Sri & Safira, 2024).

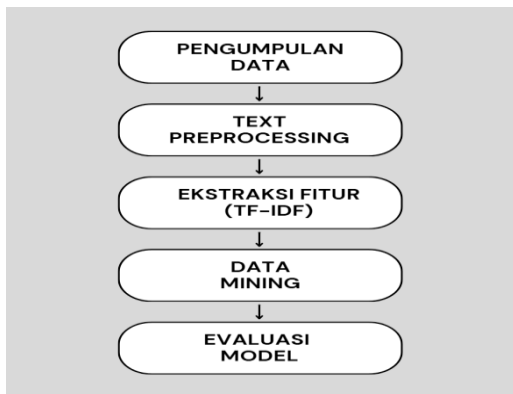
b. Naïve Bayes

Algoritma Naïve Bayes merupakan metode klasifikasi berbasis probabilitas yang bekerja dengan menerapkan Teorema Bayes dan mengasumsikan bahwa setiap fitur dalam data bersifat saling independen. Pada jurnal tersebut dijelaskan bahwa Naïve Bayes menghitung probabilitas suatu kelas berdasarkan frekuensi kemunculan fitur dalam data pelatihan, sehingga mampu memprediksi kategori dokumen secara cepat dan efisien (Alfaridzy et al., 2025). Penggunaan algoritma Naïve Bayes dalam analisis sentimen terbukti efektif untuk mengklasifikasikan opini pengguna secara cepat dan akurat. Melalui pemodelan probabilistik dan dukungan data teks yang telah diproses, Naïve Bayes mampu mengidentifikasi kecenderungan sentimen, baik positif maupun negatif, sehingga membantu menemukan masalah layanan serta memberikan dasar bagi rekomendasi perbaikan (Hidayat et al., 2024).

c. Resesi

Resesi merupakan kondisi ketika aktivitas perekonomian mengalami penurunan signifikan dalam jangka waktu tertentu dan ditandai oleh melemahnya indikator ekonomi seperti Produk Domestik Bruto (PDB) riil, pendapatan masyarakat, produksi industri, serta meningkatnya tingkat pengangguran. Dalam jurnal dijelaskan bahwa resesi sering muncul akibat guncangan ekonomi besar seperti pandemi COVID-19 yang menyebabkan terhentinya kegiatan produksi, penurunan daya beli, terganggunya investasi, dan runtuhnya berbagai sektor ekonomi secara simultan. Resesi pada dasarnya adalah fenomena yang sulit dihindari, tetapi dampaknya dapat diminimalkan melalui kebijakan pemerintah yang tepat untuk menjaga stabilitas ekonomi, keseimbangan pasar, serta perlindungan terhadap masyarakat yang terdampak (Gustini, 2023).

2. METODELOGI PENELITIAN



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini disusun melalui beberapa tahapan sistematis yang dirancang untuk menghasilkan analisis sentimen yang akurat terhadap komentar publik di YouTube mengenai solusi menghadapi resesi ekonomi di Indonesia. Seluruh rangkaian proses dilakukan menggunakan pendekatan *text mining* dengan memanfaatkan algoritma klasifikasi Naïve Bayes sebagai inti pemodelan.

2.1. Pengumpulan Data

Data diperoleh dari komentar YouTube melalui proses *scraping* menggunakan Python, kemudian disimpan dalam format terstruktur untuk analisis sentimen selanjutnya (Sriani et al., 2023). Data penelitian diperoleh dari platform YouTube melalui proses *web scraping* menggunakan Python, dengan mengambil komentar pada video berjudul “*Solusi Biar Indonesia Ga Resesi 2023*” yang membahas isu resesi ekonomi beserta solusi penanganannya. YouTube dipilih karena menyediakan komentar yang spontan, beragam, dan merepresentasikan opini publik secara langsung. *Scraping* dilakukan hanya pada kolom komentar utama tanpa menyertakan komentar balasan, sehingga diperoleh 1.204 komentar yang kemudian disimpan dalam format CSV sebagai dataset terstruktur untuk analisis sentimen selanjutnya.

2.2. Text Preprocessing

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk mengolah seluruh komentar dalam dataset agar bagian teks yang tidak berpengaruh terhadap proses klasifikasi dapat dihilangkan (Riskawati et al., 2024). Pada tahap ini mencakup *cleansing*, normalisasi, *stopword removal*, *stemming*, *tokenizing* dan *labelling* dilakukan untuk mengurangi noise dan memastikan teks berada dalam format standar sebelum dianalisis lebih lanjut.

2.3. Ekstraksi Fitur (TF-IDF)

TF-IDF digunakan untuk menemukan kata-kata yang paling penting dalam dokumen atau kumpulan dokumen. Konversi teks menjadi vektor fitur numerik adalah bagian dari ekstraksi fitur dalam analisis teks (Chendra et al., 2019). Metode

ini menghitung bobot penting setiap kata berdasarkan frekuensinya dalam komentar dan keseluruhan korpus. Hasil transformasi berupa matriks numerik yang dapat diproses oleh algoritma klasifikasi.

2.4. Data Mining

Proses klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma Naïve Bayes dengan membagi dataset menjadi data training dan testing, serta menggunakan TF-IDF sebagai pembobotan fitur sebelum dilakukan evaluasi dengan akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* (Alfaridzy et al., 2025).

2.5. Evaluasi Model

Confusion matrix pada penelitian ini digunakan sebagai alat untuk mengevaluasi performa model. Matriks ini berfungsi untuk menghitung tingkat akurasi atau kinerja proses klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap label sebenarnya. Melalui *confusion matrix*, dapat diketahui sejauh mana model mampu mengenali dan membedakan data pada setiap kelas dengan benar (Proboningrum & Sidauruk, 2021). Melalui evaluasi ini dapat dinilai tingkat keandalan algoritma Naïve Bayes dalam melakukan klasifikasi sentimen publik terhadap solusi menghadapi resesi di Indonesia.

3. PEMBAHASAN

3.1. Teknik Scraping dan Pemilihan Data

| # | author | comment | commentsCount | url | replyCount | title | type | videoID | voteCount |
|---|--------------|---|---------------|---|------------|--------------------------------------|---------|---------|-----------|
| 0 | @ahmadpuguh | Baru ini gua setuju banget, menghemat cukup yg... | 188 | https://www.youtube.com/watch?v=yGp-D0xwE | 24 | SOLUSI Biar Indonesia Ga Resesi 2023 | comment | NaN | 485 |
| 1 | @AKiraJay_WR | You own my respect, semoga bisa didengar oleh ... | 188 | https://www.youtube.com/watch?v=yGp-D0xwE | 1 | SOLUSI Biar Indonesia Ga Resesi 2023 | comment | NaN | 171 |
| 2 | @ariotelor | Thank you.. for believing in do good for Indo... | 188 | https://www.youtube.com/watch?v=yGp-D0xwE | 0 | SOLUSI Biar Indonesia Ga Resesi 2023 | comment | NaN | 21 |
| 3 | @JungleFX | Thank you Bang Raymond. \nPlease YouTube ini... | 188 | https://www.youtube.com/watch?v=yGp-D0xwE | 0 | SOLUSI Biar Indonesia Ga Resesi 2023 | comment | NaN | 81 |
| 4 | @desuka5758 | Hai Raymond, Terima kasih untuk niatnya yg tul... | 188 | https://www.youtube.com/watch?v=yGp-D0xwE | 2 | SOLUSI Biar Indonesia Ga Resesi 2023 | comment | NaN | 55 |

Gambar 2. Hasil Scraping Data

Pada proses awal, peneliti mengumpulkan data dengan mengambil komentar pengguna dari YouTube pada video yang membahas solusi menghadapi resesi di Indonesia. Proses pengambilan data dilakukan menggunakan teknik *web scraping* melalui Google Colab dengan bantuan bahasa pemrograman Python. Melalui tahapan ini, berhasil dikumpulkan sebanyak 1.204 komentar dari kolom komentar video YouTube terkait isu resesi.

| | author | comment |
|---|--------------|---|
| 0 | @ahmadpuguh | Baru ini gua setuju banget, menghemat cukup yg... |
| 1 | @AKiraJay_WR | You own my respect, semoga bisa didengar oleh ... |
| 2 | @ariotelor | Thank you.. for believing in do good for Indo... |
| 3 | @JungleFX | Thank you Bang Raymond. \nPlease YouTube ini... |
| 4 | @desuka5758 | Hai Raymond, Terima kasih untuk niatnya yg tul... |

Gambar 3. Data Selection

Pada tahap data selection, dipilih data yang relevan dari hasil *scraping* komentar YouTube. Dari 1.204

komentar yang diperoleh, hanya kolom author dan comment yang digunakan sebagai objek utama analisis karena berisi teks yang merepresentasikan sentimen publik. Kolom lain seperti author dan voteCount tetap disimpan namun tidak digunakan dalam proses klasifikasi. Pemilihan ini memastikan bahwa hanya data yang berhubungan langsung dengan analisis sentimen yang diproses pada tahap selanjutnya.

3.2. Preprocessing

Langkah ini mencakup sejumlah proses, seperti cleansing, normalisasi, penghapusan stopwords, stemming, tokenizing, serta pemberian label.

a. Cleaning

Cleansing atau pembersihan data bertujuan menghapus bagian yang tidak diperlukan, termasuk data yang tidak bernilai, tidak tepat, tidak relevan, berulang, maupun tidak konsisten. Keberadaan data-data tersebut dapat menurunkan kualitas maupun akurasi hasil analisis. Tahap pembersihan ini juga berpengaruh terhadap kinerja proses data mining karena dapat mengurangi jumlah data yang harus diolah dan menyederhanakan kompleksitasnya (Andriani et al., 2024).

| | comment | clean_1 |
|---|---|---|
| 0 | Baru ini gua setuju banget, menghemat cukup yg... | baru ini gua setuju banget menghemat cukup yg ... |
| 1 | You own my respect, semoga bisa didengar oleh ... | you own my respect semoga bisa didengar oleh s... |
| 2 | Thank you.. for believing to do good for Indo... | thank youu for believing to do good for indone... |
| 3 | Thank you Bang Raymond... inPlease YouTube ini... | thank you bang raymond please youtube ini haru... |
| 4 | Hai Raymond, Terima kasih untuk niatnya yg tul... | hai raymond terima kasih untuk niatnya yg tulu... |

Gambar 4. Cleaning Data

b. Normalisasi

| | comment | clean_1 | clean_2 |
|---|---|--|--|
| 0 | Baru ini gua setuju banget, menghemat cukup yg... | baru ini gua setuju banget menghemat cukup yg ... | baru ini saya setuju banget menghemat cukup ya... |
| 1 | You own my respect, semoga bisa didengar oleh ... | you own my respect semoga bisa didengar oleh s... | you own my respect semoga bisa didengar oleh s... |
| 2 | Thank you.. for believing to do good for Indo... | thank youu for believing to do good for indone... | thank you for believing to do good for indone... |
| 3 | Thank you Bang Raymond... inPlease YouTube ini... | thank you bang raymond please youtube ini haru... | thank you bang raymond please youtube ini haru... |
| 4 | Hai Raymond, Terima kasih untuk niatnya yg tul... | hai raymond terima kasih untuk niatnya yg tulu... | hai raymond terima kasih untuk niat yang tulus... |
| 5 | Awsome for what you did Raymond. Hope it wil... | awesome for what you did raymond hope it will ... | awesome for what you did raymond hope it will ... |
| 6 | Yok bisa yokki 🙏Makasih buat Koh Raymond yan... | yok bisa yokki makasih buat koh raymond yang ud... | yok bisa yokki terima kasih buat koh raymond ya... |
| 7 | Keren banget perjasannya moga Indonesia tida... | keren banget perjasannya moga indonesia tida... | keren banget perjasannya moga indonesia tida... |
| 8 | ini adalah ilmu uang sangat penting di era ini... | ini adalah ilmu uang sangat penting di era ini... | ini adalah ilmu uang sangat penting di era ini... |
| 9 | Gua juga BANGGA JADI WARGA INDONESIA, go go go... | gua juga bangga jadi warga indonesia go go go... | saya juga bangga jadi warga indonesia go go go... |

Gambar 5. Normalisasi Text

Pada tahap ini dilakukan proses normalisasi teks untuk menyempurnakan hasil pembersihan pada kolom clean_1. Normalisasi bertujuan untuk menyeragamkan kata-kata yang tidak baku, singkatan, atau variasi penulisan agar menjadi bentuk yang lebih konsisten. Hasil normalisasi kemudian disimpan pada kolom clean_2. Langkah ini membantu membuat data teks lebih rapi dan mudah diproses pada tahap analisis selanjutnya.

c. Stemming dan Stopword

| | clean_translate | stemmed | no_stopword |
|---|---|---|---|
| 0 | ini saya setuju sangat menghemat cukup yang ma... | ini saya tuju sangat hemat cukup yang masih bi... | tuju hemat belanja dut produk lokal utama pro... |
| 1 | you own my honor semoga bisa didengar oleh sel... | you own my honor moga bisa dengar oleh seluruh... | you own my honor moga dengar masyarakat indone... |
| 2 | terima kasih lelah percaya untuk berbuat baik ... | terima kasih lelah percaya untuk buat baik unt... | terima kasih percaya indonesia terima kasih pl... |
| 3 | terima kasih bang raymond tolong youtube ini h... | terima kasih bang raymond tolong youtube ini h... | terima kasih bang raymond youtube trending ind... |
| 4 | hai raymond terima kasih untuk niat yang tulus... | hai raymond terima kasih untuk niat yang tulus... | hai raymond terima kasih niat tulus video hang... |

Gambar 6. Hasil Stemming dan Stopword

Pada proses ini, kita menerapkan stemming untuk mengubah kata ke bentuk akarnya, sehingga teks lebih mudah dipahami dan seragam. Setelah itu, dilakukan penghapusan stopwords untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki pengaruh penting dalam analisis. Kedua langkah ini membantu membuat data teks menjadi lebih bersih dan lebih mudah diproses pada tahap pemodelan berikutnya.

d. Tokenisasi

Tokenisasi adalah proses memecah kalimat atau teks dalam data menjadi unit yang lebih kecil seperti kata atau token.

| | no_stopword_fix | tokens |
|---|---|---|
| 0 | tuju hemat belanja duit produk lokal utama pro... | [tuju, hemat, belanja, duit, produk, lokal, ut... |
| 1 | own moga dengar masyarakat indonesia go gotong... | [own, moga, dengar, masyarakat, indonesia, go... |
| 2 | terima kasih percaya indonesia terima kasih pl... | [terima, kasih, percaya, indonesia, terima, ka... |
| 3 | terima kasih bang raymond youtube trending ind... | [terima, kasih, bang, raymond, youtube, trendi... |
| 4 | hai raymond terima kasih niat tulus video hang... | [hai, raymond, terima, kasih, niat, tulus, vid... |

Gambar 7. Tokenize Data

e. Pelebelan

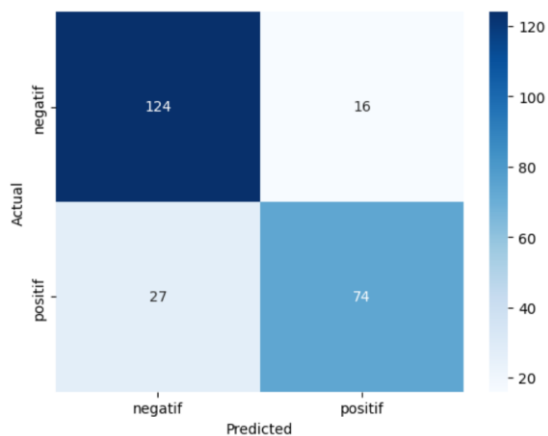
Selanjutnya kami melakukan proses pelabelan untuk mengklasifikasikan komentar menjadi dua kategori sentimen, yaitu positif dan negatif. Proses ini menghasilkan struktur data baru dengan penambahan kolom sentiment, yang merepresentasikan kecenderungan opini dari setiap komentar YouTube terkait solusi menghadapi resesi di Indonesia.

| | | |
|----|---|---------|
| 20 | komen komen negatif dihapusin komen buzzer bay... | negatif |
| 21 | lho mangkanya komenku ngk hehe gpp serah konten | negatif |
| 22 | komentar hapusin guys wkwwk | negatif |
| 23 | jujur arah konten bang raymond tuh asli bagus ... | positif |
| 24 | komentar positif rajin pantau admin raymond | positif |
| 25 | maaf kagak tulus tengil raymonfd sentil prof r... | negatif |

Gambar 8. Labeling

f. Visualisasi Word Cloud

Pada tahap ini dilakukan visualisasi Word Cloud untuk menggambarkan kata-kata yang paling sering muncul pada komentar berlabel positif dan negatif. Word Cloud membantu memperlihatkan pola kata dominan secara visual, di mana ukuran kata menunjukkan tingkat frekuensinya. Visualisasi ini memudahkan dalam memahami fokus pembahasan, kecenderungan opini, serta perbedaan penggunaan kata antara sentimen positif dan negatif secara lebih intuitif.



Gambar 13. Confusion Matrix

Dari hasil klasifikasi pada dataset uji yang terdiri dari 241 ulasan, terungkap bahwa 198 ulasan diprediksi dengan benar, sedangkan 43 ulasan diprediksi secara salah. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik, khususnya dalam mengenali data berlabel positif.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil melakukan analisis sentimen terhadap 1.204 komentar *YouTube* yang membahas solusi menghadapi resesi di Indonesia dengan menerapkan pendekatan text mining dan algoritma *Naïve Bayes*. Seluruh komentar diperoleh melalui proses *web scraping* dan diolah melalui tahapan *preprocessing* yang mencakup *cleansing*, *normalisasi*, *case folding*, *tokenisasi*, *stopword removal*, serta *stemming* untuk menghasilkan teks yang bersih dan terstruktur. Selanjutnya, data dikonversi ke dalam bentuk numerik menggunakan metode TF-IDF sebagai dasar ekstraksi fitur sebelum dilakukan proses klasifikasi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model *Naïve Bayes* memiliki performa yang cukup baik, yang ditunjukkan melalui nilai akurasi, presisi, *recall*, dan F1-score pada kisaran 0,81–0,82 serta hasil *confusion matrix* yang mengindikasikan mayoritas prediksi berada pada kategori yang benar. Distribusi sentimen akhir menunjukkan bahwa komentar masyarakat didominasi oleh sentimen negatif, yaitu sekitar 700 komentar, sedangkan sentimen positif berjumlah 504 komentar. Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa metode *Naïve Bayes* efektif digunakan dalam mengklasifikasikan sentimen publik pada data komentar media sosial. Hasil penelitian juga memberikan gambaran mengenai kecenderungan opini masyarakat terhadap isu resesi, sehingga dapat dijadikan masukan bagi pembuat kebijakan maupun penelitian lanjutan yang berfokus pada analisis sentimen dan pemanfaatan data digital dalam kajian ekonomi.

PUSTAKA

Andriani, A., Sinaga, B. C., Hasana, D. N., Program, M., Sistem, S., Tinggi, S., & Informatika, M. (2024). *Penerapan Algoritma*

K-Means Penjualan Produk Dettol Untuk Mengklasifikasikan. 1(1), 1–8.

- Aulia, M. D., & Akbar, Y. (2025). Penerapan Algoritma Naive Bayes dalam Sistem Analisis Sentimen Media Sosial X terhadap Film Agak Laen. *Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika Dan Komunikasi*, 6(3), 1958–1967. <https://doi.org/10.63447/jimik.v6i3.1608>
- Chendra, A., Simanjuntak, K. G., Widjaja, A. E., & Suryasari. (2019). Memfasilitasi Proses Adopsi Anjing Berbasis Web. *Jurnal Ilmiah Matrik*, 21(July), 0–10.
- Gustini, F. F. F. R. N. F. R. A. E. R. D. R. (2023). *Resesi Ekonomi dan Implikasinya pada Masa Pandemi Covid-19*. September, 1–17. <https://doi.org/10.11111/nusantara.xxxxxxx>
- Hidayat, T., Cahyana, R., & Julianto, I. T. (2024). Analisis Sentimen Layanan Sistem Informasi Akademik Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *Jurnal Algoritma*, 21(1), 119–130. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.21-1.1514>
- Juliani, N. K., Iswari, N. M. S., & Utami, N. W. (2014). *PENERAPAN DATA MINING UNTUK MENENTUKAN KELAYAKAN KENDARAAN SEPEDA MOTOR BEKAS MENGGUNAKAN ALGORITMA C4.5*. 11(2), 1–5.
- Alfaridzy, M. A., Haerani, E., Jasril, & Oktavia, L. (2025). *KLASIFIKASI SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP EFISIENSI ANGGARAN PEMERINTAH MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER*. 6, 169–182.
- Misrun, C. A. (2024). *ANALISIS SENTIMEN KOMENTAR YOUTUBE TERHADAP ANIES BASWEDAN SEBAGAI BAKAL CALON PRESIDEN 2024 MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER*.
- Naraswati, N. P. G., Cindy Rosmilda, D., Desinta, D., Khairi, F., Damaiyanti, R., & Nooraeni, R. (2021). Analisis Sentimen Publik dari Twitter Tentang Kebijakan Penanganan Covid-19 di Indonesia dengan Naive Bayes Classification. *Jurnal Sistem Informasi*, 10(1), 228–238. <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- Proboningrum, S., & Sidauruk, A. (2021). SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PEMILIHAN SUPPLIER KAIN DENGAN METODE MOORA. *Jurnal Sistem Informasi*, 8(1), 43–48.
- Rianda, C. N. (2023). Analisis Dampak Resesi Ekonomi Bagi Masyarakat. *AL-IQTISHAD : Jurnal Perbankan Syariah Dan Ekonomi Islam*, 1(1), 1–7. <https://doi.org/10.47498/iqtishad.v1i1.2211>
- Riskawati, R., Fatihanursari, F., Iin, I., & Rizki Rinaldi, A. (2024). Penerapan Metode Naïve Bayes Classifier Pada Analisis Sentimen Aplikasi Gopay. *JATI (Jurnal Mahasiswa*

- Teknik Informatika*, 8(1), 346–353.
<https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8699>
- Ritonga, S. W., Yusra, Fikry, M., & Cynthia, E. P. (2020). KLASIFIKASI SENTIMEN MASYARAKAT DI TWITTER TERHADAP GANJAR PRABOEO DENGAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER. *Jurnal Ekonomi Volume 18, Nomor 1 Maret 201*, 2(1), 41–49.
- Sri, L., & Safira, B. (2024). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Isu Pecat Sri Mulyani Pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Dan Support Vector Machine. *Jurnal Sains Dan Teknologi*, 5(3), 2024.
<https://doi.org/10.55338/saintek.v5i1.2789>
- Sriani, Lubis, A. H., & Harahap, Y. F. (2023). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Resesi Ekonomi Global 2023 Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier. *Jurnal Ilmiah Elektronika Dan Komputer*, 16(2), 442–450.
<http://journal.stekom.ac.id/index.php/elkom>
page442