

Sentiment Analysis of Public Opinion on Rupiah Redenomination on Twitter Using Naive Bayes Classification

Figgo Rahmatullah, Dila Sari, Rahmat Kurniawan, Fadhilah Fitri*

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

*Corresponding author: fadhilahfitri@fmipa.unp.ac.id

Submitted : 09 April 2026

Revised : 18 Mei 2026

Accepted : 30 Mei 2026

ABSTRACT

This study examines public opinion on the Rupiah redenomination policy through sentiment analysis of Twitter data. Redenomination refers to the simplification of currency denominations without changing their real value, a policy that often triggers varied public responses due to concerns such as inflation perception and money illusion. In the digital era, Twitter currently X serves as a major platform for real-time public expression, generating large volumes of unstructured textual data suitable for analysis. This study utilizes a Naïve Bayes approach to classify public sentiment regarding the Rupiah redenomination into positive, negative, and neutral categories, leveraging the method's efficiency in handling high-dimensional text features policy into neutral, positive, or negative sentiments, as well as to evaluate the model's performance. The dataset consists of Indonesian-language tweets collected via the Twitter API using keywords related to redenomination. Data processing involves several stages, including data cleaning, which included human-coded labeling, several text cleaning stages (such as stemming, tokenization, and filtering, followed by TF-IDF for extracting textual features. The classification results are evaluated using a confusion matrix. The Naive Bayes Classifier achieved an accuracy of approximately 74.84% and a precision of 80%, indicating that the model performs adequately in identifying sentiment patterns. The findings show that neutral sentiment dominates the discussion, suggesting that most users tend to provide informational or observational opinions rather than strong support or opposition. These results are expected to provide insights for policymakers, particularly Bank Indonesia and the government, regarding public acceptance of the redenomination policy, while also contributing to the development of sentiment analysis research on Indonesian social media data.

Keywords: Naive Bayes Classifier, Redenomination, Sentiment Analysis, Socialmedia, Twitter.



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

I. PENDAHULUAN

Wacana redenominasi Rupiah, yaitu langkah memangkas nominal uang tanpa mengubah daya beli atau nilai intrinsiknya, kembali mencuat dan menjadi perbincangan hangat dalam wacana ekonomi di Indonesia. Rencana Bank Indonesia untuk memangkas tiga nol (misalnya Rp1.000 menjadi Rp1) bertujuan untuk efisiensi transaksi dan meningkatkan kredibilitas ekonomi nasional. Dalam perspektif ekonomi moneter, stabilitas nilai uang dan kepercayaan terhadap mata uang merupakan faktor penting dalam menjaga efektivitas kebijakan moneter (Mishkin, 2019). Namun, kebijakan ini memicu respons beragam di tengah masyarakat karena kekhawatiran akan terjadinya inflasi terselubung atau ilusi uang (*money illusion*) (Mosley, 2005). Di era digital, dinamika opini publik ini tidak lagi hanya terekam melalui survei konvensional. Media sosial menjadi sarana utama dalam mengekspresikan opini secara cepat dan luas. Platform seperti Twitter (X) menyediakan data tekstual yang besar (*big data*) dan dapat digunakan untuk menggambarkan persepsi masyarakat terhadap kebijakan pemerintah (Go *et al.*, 2009). Selain itu, data media sosial terekspresikan secara masif dan *real-time* sehingga relevan untuk analisis berbasis opini publik (Sharda *et al.*, 2018).

Analisis sentimen menjadi pendekatan krusial untuk mengolah data tidak terstruktur tersebut menjadi informasi yang diukur secara statistik. Teknik ini memungkinkan identifikasi polaritas opini publik menjadi sentimen positif, negatif, dan netral sehingga dapat memberikan gambaran objektif terhadap respon masyarakat (Liu, 2012). Meskipun berbagai metode klasifikasi telah digunakan dalam analisis sentimen, pendekatan yang efisien dan akurat tetap menjadi fokus utama. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah *Naive Bayes Classifier* (NBC), yang dikenal memiliki keunggulan dalam kecepatan komputasi dan kemampuan menangani data berdimensi tinggi, meskipun

berbasis pada asumsi independensi antar fitur (Manning *et al.*, 2008). Selain itu, pendekatan probabilistik yang digunakan memungkinkan model untuk melakukan klasifikasi dengan cepat meskipun pada dataset besar serta kinerja yang tangguh untuk klasifikasi teks dengan dimensi fitur yang tinggi, meskipun yang berlandaskan pada premis bahwa setiap fitur memiliki sifat independen yang simpel (Jurafsky & Martin, 2020; Muharrom, 2023).

Meskipun pendekatan Naive Bayes telah banyak diterapkan, penerapannya secara spesifik pada topik redenominasi Rupiah masih perlu dikaji lebih dalam, terutama dalam menangani terminologi keuangan yang sering muncul dalam opini masyarakat. Hal ini memunculkan perpedaan fokus penelitian yang menekankan pada kinerja algoritma Naive Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen masyarakat yang cenderung fluktuatif terkait isu moneter ini. Pengembangan masalah dalam penelitian ini difokuskan pada pemanfaatan teknik *text mining* untuk memetakan polaritas sentimen (positif, negatif, dan netral) serta menguji akurasi model klasifikasi yang didapatkan.

Penelitian ini dirancang guna memetakan sentimen khalayak terhadap kebijakan redenominasi melalui platform Twitter, dengan penekanan pada pengujian ketepatan klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes. Penelitian ditujukan kepada instansi, khususnya Bank Indonesia dan pemerintah, sebagai gambaran awal penerimaan masyarakat (penerimaan sosial), serta memberikan kontribusi teoritis dalam bidang statistika komputasi terkait kinerja Naive Bayes pada teks data berbahasa Indonesia.

II. METODE PENELITIAN

Sumber data penelitian berasal dari media social Twitter, berupa tweet berbahasa Indonesia yang membuat pembahasan mengenai redenominasi rupiah. Data dikumpulkan menggunakan Twitter API dengan kata kunci redenominasi rupiah dan istilah lain yang mirip. Tahapan analisis dalam penelitian ini sebagai berikut:

A. Pengumpulan data

Proses akuisisi data (*data acquisition*) dijalankan melalui metode penarikan data (*crawling*) dari platform X, yang sebelumnya dikenalkan dengan Twitter. Data yang diambil dipusatkan pada tweet mengungkap Indonesia yang memuat opini publik terkait wacana penyederhanaan mata uang. Proses pengungkapan data memanfaatkan akses Twitter API menggunakan *query* pencarian berdasarkan kata kunci yang relevan, yaitu '**redenominasi rupiah**' dan '**redenominasi**', guna memastikan data yang terhimpun sesuai dengan penelitian.

B. Pelabelan Data (*Data Labeling*)

Pelabelan merupakan proses anotasi untuk memberikan "kelas" pada setiap tweet yang akan digunakan sebagai *ground truth* dalam pembelajaran mesin (*supervised learning*). Setiap dokumen tweet diklasifikasikan ke dalam tiga polaritas sentimen:

1. Positif: Tweet yang berisi dukungan, persetujuan, atau harapan baik terhadap kebijakan redenominasi.
2. Negatif: Tweet yang berisi kritik, kekhawatiran (seperti inflasi), atau penolakan terhadap kebijakan.
3. Netral: Tweet yang bersifat informatif, berupa berita, atau tidak mengandung opini subjektif yang memihak.

C. Pembersihan Data (*Data Cleaning*)

Proses analisis ini dilakukan untuk menjamin integritas dan kualitas data sebelum lebih lanjut. Langkah pembersihan meliputi:

1. **Eli Duminasiplikasi:** Mengidentifikasi dan menghapus data tweet ganda (*duplikat*) yang sering muncul akibat proses *retweet* atau kesalahan teknis saat *crawling*. Penghapusan duplikasi penting untuk mencegah bias pada model akibat frekuensi data yang berlebihan.
2. **Penanganan *Missing Values* :** Memeriksa kelengkapan data atribut. Baris data yang teridentifikasi kosong (*null*) atau tidak memuat teks opini akan dieliminasi dari dataset untuk menjaga validitas analisis.

D. Pre-processing data

Dalam tahap ini ada beberapa tahapan pengolahan yang dilakukan, yaitu:

1. **Case Folding,** tujuan dari langkah ini adalah normalisasi teks, dimana setiap huruf diubah menjadi karakter kecil untuk menjaga konsistensi data (misalnya, agar kata "Rupiah" dan "rupiah" dianggap sebagai fitur yang sama). Selain itu, pada tahap ini juga dilakukan pembersihan data (*noise removal*) dengan menghapus karakter numerik (angka), tanda baca (*tanda baca*), simbol khusus, serta tautan (*Uniform Resource Locator /URL*) yang tidak relevan dengan analisis sentimen.
2. **Tokenizing** adalah proses pemecahan kalimat atau string karakter menjadi unit-unit kata yang terpisah dan diskrit

yang disebut sebagai "token". Proses ini memutus rangkaian kalimat berdasarkan spasi atau karakter pemisah lainnya, sehingga teks dapat dianalisis berdasarkan unit kata penyusunnya.

3. Stopward Removal (*Filtering*). Langkah ini melibatkan pembersihan istilah-istilah lazim yang sering muncul namun tidak memberikan kontribusi makna yang signifikan dalam analisis sentimen (seperti kata sambung: "dan", "yang", "di", "dari"). Penghapusan *stopwords* bertujuan untuk mereduksi dimensi fitur (*reduksi dimensi*) dan memfokuskan analisis pad.
4. Stemming, merupakan prosedur linguistik untuk mengembalikan kata ke bentuk asalnya melalui penghapusan imbuhan awalan (*prefix*), akhiran (*suffix*), sisipan (*infix*), maupun konfiks. Misalnya, kata "memperbaiki" diubah menjadi "baik". Tujuannya adalah untuk mengelompokkan variasi kata yang memiliki makna dasar yang sama, sehingga distribusi frekuensi kata menjadi lebih akurat dalam klasifikasi model.

E. Analisis Data

Tahap ini dilakukan setelah data melalui proses *pre-processing*. Analisis data kemudian dilaksanakan menggunakan metode *sentiment analysis* dengan algoritma *Naive Bayes*.

1. Pembagian data (Split Data Training dan Testing)
Dataset akan dipisahkan menjadi dua bagian, yakni data latih dan data ujihal ini untuk mencegah terjadinya *overfitting* seta menjamin model mampu meprediksi data baru dengan baik.
2. *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF)
Untuk mengubah teks menjadi format yang dapat diproses secara matematis, dilakukan skema pembobotan TF-IDF yang merepresentasikan kepentingan sebuah kata dalam dokumen..
 - *Term Frequency* (TF), berperan dalam menghitung intensitas kemunculan suatu istilah dalam suatu dokumen tunggal, semakin tinggi frekuensinya, semakin besar bobot yang diberikan.
 - *Inverse Document Frequency* (IDF), berfungsi untuk menilai tingkat kekhasan suatu kata dalam keseluruhan dokumen. Semakin jarang kata tersebut muncul di dokumen lain, maka bobot informasinya dianggap semakin tinggi.
3. *Naive Bayes Classifier*
Pendekatan pada *data mining* berbasis probabilitas digunakan untuk mengklasifikasikan objek, serta mampu memprediksi kemungkinan suatu kejadian dengan menganalisis frekuensi atau jumlah kemunculan setiap kategori pada data pelatihan. Proses klasifikasi ada dua tahap, yaitu pelatihan data (*training*) dan pengujian data (*testing*) pada model yang telah dibangun. Dataset dibagi menggunakan metode split menggunakan perbandingan, yaitu 80:20, dan 90:10. Pemisahan dataset dilakukan secara acak dari keseluruhan data yang tersedia (Mujahidin et al., 2022). Untuk membangun model digunakan data latih, sedangkan untuk mengevaluasi performa model digunakan data uji. Adapun rumus teorema bayes dijelaskan pada Persamaan.

$$P(X) = \frac{p(H).P(H)}{P(X)}$$

- X : Data yang tidak diketahui kelasnya
 H : Hipotesis dari data X yang merupakan kelas spesifik
 $P(H|X)$: Peluang hipotesis H berdasarkan kondisi X
 $P(H)$: Peluang hipotesis H
 $P(X|H)$: Peluang X berdasarkan kondisi hipotesis H
 $P(X)$: Peluang dari X

4. Evaluasi Model
Evaluasi model dilakukan dengan *confusion* yang berfungsi sebagai instrument visualisasi untuk meninjau ketepatan prediksi model. Pada matriks ini, kolom merepresentasikan kelas hasil prediksi, sedangkan baris menunjukkan kelas yang sebenarnya.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

	Predicted as Positive	Predicted as Negative
Actual Positive	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Actual	False Positive	True

<i>Negative</i>	<i>(FP)</i>	<i>Negative</i> <i>(TN)</i>
-----------------	-------------	--------------------------------

Dimana,

True Positive (TP) : jumlah data berlabel aktual positif diprediksi positif oleh model

False Negative (FN) : jumlah data berlabel aktual positif tetapi diprediksi negatif

False Positive (FP) : jumlah data berlabel aktual negatif namun diprediksi positif

True Negative (TN) : jumlah data label aktual negatif dan diprediksi negatif

Dalam pendekatan Naive Bayes, parameter keberhasilan yang diukur mencakup *recall*, *precision*, dan *accuracy*.

- a. *Recall*, yaitu matrik yang mengestimasi tingkat cakupan pengambilan, yang didefinisikan sebagai proporsi item relevan yang berhasil diidentifikasi oleh sistem.

$$Recall(R) = \frac{TP}{(TP+F)} \dots \quad (1)$$

- b. *Precision*, yaitu matrik yang menilai tingkat ketepatan pengambilan, yang didefinisikan sebagai proporsi item yang diambil oleh sistem dan dinilai relevan oleh pengguna.

$$Precision(P) = \frac{TP}{(TP+F)} \dots \quad (2)$$

- c. *Accuracy*, yaitu matrik yang mengkalkulasi tingkat ketepatan keseluruhan dengan memberikan bobot yang sama terhadap kedua jenis kesalahan klasifikasi.

$$Accuracy = \frac{(TP+T)}{(TP+FP+FN+T)} \dots \quad (3)$$

F. Visualisasi Data

Visualisasi data digunakan untuk membuat hasil analisis lebih mudah dilihat dan dipahami. Pola dan perubahan dalam data dapat diidentifikasi lebih mudah dengan penyajian visual daripada dengan angka atau tabel (Nuraini *et al.*, 2025). Pada penelitian ini menggunakan visualisasi untuk menggambarkan distribusi sentimen dan menemukan kata-kata yang paling sering muncul dalam diskusi Twitter tentang redenominasi rupiah.

G. Kebaruan Penelitian

Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan analisis sentimen berbasis Naive Bayes untuk mengkaji opini publik mengenai kebijakan redenominasi rupiah, yang masih jarang diteliti dalam konteks kebijakan moneter di Indonesia. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang umumnya membahas sentimen terhadap kebijakan publik seperti Covid-19, PPKM, (Naraswati *et al.*, 2021) atau pemindahan IKN (Cahyana & Siregar, 2023), penelitian ini berfokus pada persepsi masyarakat terhadap isu redenominasi rupiah melalui data Twitter secara *real-time*. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi baru dalam pemanfaatan analisis sentimen sebagai alat untuk memahami penerimaan masyarakat terhadap kebijakan ekonomi dan moneter nasional.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Data opini atau tweet yang digunakan pada penelitian dikumpulkan dengan menggunakan metode *crawling* data pada Google colab. Data tweet yang digunakan berkaitan dengan kata kunci “Redenominasi Rupiah”. Jumlah data yang berhasil dicrawling adalah sebanyak 3452 data.

B. Pelabelan Data (Labelling)

Setelah scraping, data dilabelkan dengan tiga kategori yaitu positif, negatif, atau netral.

Tabel 2. Hasil Labelling

<i>Text</i>	Label
rupiah baru semangat semua bareng prabowo lewat ruu redenominasi	Positif
rencana redenominasi mata uang rupiah	Netral
airlangga anggap redenominasi rupiah potensi naik inflasi	Negatif

C. Pembersihan Data (*Data Cleaning*)

Proses pembersihan data yaitu dengan memeriksa apakah terdapat data kosong, dan duplikat data. Data yang

telah dilakukan penghapusan data kosong dan duplikat sebanyak 2343 tweet.

D. Pre-Processing

Hasil dari tahap *pre-processing* data disajikan sebagai berikut.

Tabel 3. Hasil Pre-processing

Proses	Hasil
<i>Case folding</i>	bank indonesia desain uang redenominasi rupiah
<i>Stopword removal</i>	bank, indonesia, desain, uang, redenominasi, rupiah
<i>Tokenizing</i>	bank, indonesia, desain, uang, redenominasi, rupiah
<i>Stemming</i>	bank, indonesia, desain, uang, redenominasi, rupiah

E. Analisis Data

1. Split Data

Tabel 4. *Splitting data*

Pembagian	80:20	90:10
<i>Training</i>	2642	2972
<i>Testing</i>	661	331

2. Evaluasi Model

Matriks konfusi pada Tabel 5 menggambarkan efektivitas model dengan pendekatan Naïve Bayes.

Tabel 5. Hasil *Confusion Matrix* model naïve bayes dengan perbandingan 80:20

Aktual/Prediksi	Negati f	Netra l	Positi f	Total Aktual
Negatif	10	33	0	43
Netral	0	529	0	529
Positif	0	55	34	89
Total Prediksi	10	617	34	661

Tabel 6. Hasil *Confusion Matrix* model naïve bayes dengan perbandingan 90:10

Aktual/Prediksi	Negati f	Netra l	Positi f	Total Aktual
Negatif	4	21	1	26
Netral	0	256	0	256
Positif	0	41	8	49
Total Prediksi	4	318	9	331

Dari tabel 5 dan 6 dapat dihitung nilai *accuracy* dengan menggunakan persamaan (3) sebagai berikut:
Nilai *accuracy* untuk perbandingan 80:20,

$$Accuracy = \frac{10 + 529 + 34}{661} = 0.8668$$

Nilai *accuracy* untuk perbandingan 90:10,

$$Accuracy = \frac{4 + 256 + 8}{331} = 0.8096$$

Diperoleh nilai *accuracy* pada perbandingan 80:20 sebesar 86.68%, dan nilai *accuracy* perbandingan 90:10 sebesar 80.96%, sehingga didapatkan bahwa pembagian data 80:20 memberikan nilai *accuracy* yang lebih optimal dan model mampu mengklasifikasikan data dengan benar, serta algoritma naïve bayes classifier memiliki

kinerja yang cukup baik dalam mengklasifikasikan sentiment opini publik mengenai redenominasi rupiah, terutama dalam mengenali sentiment netral.

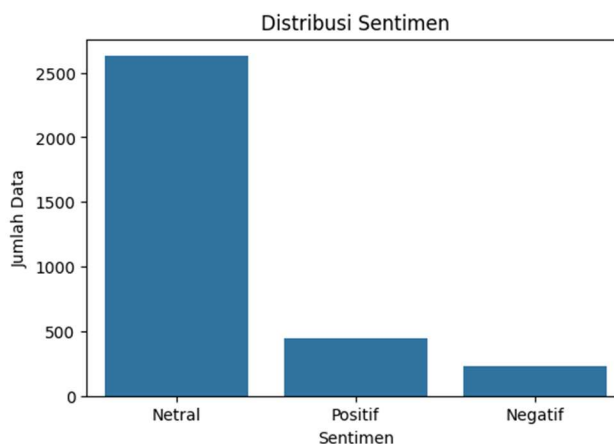
Tabel 7. Hasil Evaluasi Model Naïve Bayes

Kelas Sentimen	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	1.00	0.23	0.38	43
Netral	0.86	1.00	0.92	529
Positif	1.00	0.38	0.55	89
Total	0.89	0.87	0.84	661

Tabel 7 menyajikan hasil evaluasi kinerja model naïve bayes classifier berdasarkan *confusion matrix* yang memperoleh nilai precision rata-rata sebesar 0.89, recall 0.87, dan F1-score di level 0,84. Capaian ini mengidentifikasi bahwa model memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan sentrimen, terutama sentiment netral.

F. Visualisasi Data

Berikut ditampilkan hasil visualisasi berupa jumlah data sentiment netral, positif, dan negatif untuk memudahkan dalam melihat persebaran opini pengguna terhadap redenominasi rupiah.



Gambar 1. Visualisasi Sentimen Redenominasi Rupiah

Gambar 1 menunjukkan bahwa sentimen netral mendominasi percakapan publik mengenai isu redenominasi rupiah. Jumlah data dengan sentimen netral jauh lebih besar dibandingkan sentimen positif maupun negatif. Hal ini mengindikasikan bahwa sebagian besar masyarakat masih bersikap informatif, observatif, atau belum membentuk opini yang kuat terhadap kebijakan redenominasi rupiah.

Frekuensi kemunculan kata yang paling menonjol dalam cuitan divisualisasikan melalui bagan *wordcloud*. Gambar 2 merupakan hasil *wordcloud* keseluruhan data.



Gambar 2. WordCloud Keseluruhan Data

Berdasarkan visualisasi word cloud setelah tahap preprocessing, dapat disimpulkan bahwa opini publik di Twitter mengenai isu redenominasi lebih banyak berfokus pada dampak kebijakan dan kondisi ekonomi secara umum dibandingkan pada penyebutan langsung mata uang rupiah. Hal ini ditunjukkan oleh dominasi kata-kata seperti “laku”, “perintah”, “inflasi”, “ekonomi”, dan “mata” yang muncul dengan ukuran paling besar.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis membuktikan efektifitas model Naive Bayes Classifier dalam melakukan kategorisasi sentimen opini publik mengenai redenominasi Rupiah di Twitter dengan tingkat akurasi sebesar 86.68%. Hasil analisis mengindikasikan bahwa sentimen netral mendominasi percakapan publik, yang mencerminkan bahwa sebagian besar masyarakat belum menunjukkan sikap yang tegas terhadap kebijakan redenominasi Rupiah. Model memiliki kinerja yang baik dalam mengenali sentimen netral, namun masih kurang optimal dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif akibat ketidakseimbangan data dan karakteristik bahasa pada media sosial.

Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan gambaran awal mengenai penerimaan masyarakat terhadap kebijakan redenominasi Rupiah dan menunjukkan potensi analisis sentimen berbasis Twitter sebagai alat pendukung dalam pengambilan kebijakan. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan metode klasifikasi yang lebih kompleks serta strategi penyeimbangan data guna meningkatkan kinerja model.

DAFTAR PUSTAKA

- Cahyana, Y., & Siregar, A. M. (2023). Analisis Sentimen Pindah Ibu Kota Negara (IKN) Baru pada Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM). *Faktor Exacta*, 16(3), 170–181. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v16i3.16703>
- Dwi, E., Wardani, K., Yo, F. F., Meylugita, W. N., Katolik, U., & Charitas, M. (2025). Implementasi Algoritma Naïve Bayes Untuk Analisis Ulasan Pengguna Untuk Aplikasi SEABANK di Google Play Store. *Jurnal Kecerdasan Buatan dan Teknologi Informasi*. 4(1), 13–24.
- Go, A., Bhayani, R., & Huang, L. (2009). *Twitter Sentiment Classification using Distant Supervision*. Stanford University
- Hakim, A. H., Hananto, A. L., Nurapriani, F., & Huda, B. (2025). Analisis Sentimen Aplikasi Bank Digital Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *Journal of Informatics of Communications Technology*. 7(1).
- Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2026). *Speech and Language Processing* (3rd Edition Draft). Stanford University.
- Kotu, V., & Deshpande, B. (2019). *Data Science Concepts and Practice*. [https://books.google.co.id/books?id=nt8DwAAQBAJ&pg=PP1&ots=oa3p_fLC-O&dq=Kotu %26 Deshpande \(2019\) . &lr&pg=PR3#v=twopage&q=Kotu &f=true](https://books.google.co.id/books?id=nt8DwAAQBAJ&pg=PP1&ots=oa3p_fLC-O&dq=Kotu%26Deshpande(2019)&lr&pg=PR3#v=twopage&q=Kotu&f=true)
- Liu, B. (2012). *Sentiment Analysis and Opinion Mining* (Nomor April). Morgan & Claypol Publishers.
- Maghriby, M. A., & Irawan, H. (2023). Analisis Persepsi Publik Mengenai Resesi Ekonomi Global 2023 Sektor Bisnis di Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan Topic Modelling. *Jurnal Sekretari dan Manajemen*. 7(2). <https://doi.org/10.31294/widyacipta.v7i2.15577>
- Manning, C. D., Raghavan, P., & Schutze, H. (2009). *Introduction to Information Retrieval* (Nomor c). Cambridge University Press.
- Mishkin, F. S. (2011). Monetary Policy Strategy : Lessons From The Crisis. *NBER Working Paper Seeries*.
- Mosley, L. (2005). Dropping Zeros, Gaining Credibility? Currency Redenomination in Developing Nations. *Economic and Political Weekly*, 40(25).
- Muharrom, M. (2023). Komparasi Algoritma Klasifikasi Naive Bayes Dan K-Nearest Neighbors Dalam Analisis Sentimen Terhadap Opini Film Pada Twitter. *Jurnal Informatika dan Teknologi Komputer*. 3(1), 43–50.
- Mujahidin, S., Prasetio, B., & Chandra, M. U. C. (2022). Implementasi Analisis Sentimen Masyarakat Mengenai Kenaikan Harga BBM Pada Komentar Youtube Dengan Metode Gaussian naïve bayes. *Jurnal Vocational*

Teknik Elektronika dan Informatika. P - ISSN : 2302-3295. 10(3).

- Naraswati, N. P. G., Rosmilda, D. C., 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. *Sistemasi*, 10(1), 228–238. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v10i1.1179>
- Nuraini, S. S., Romadhoni, A. M., Taqiyuddin, M. A. F., & Wicaksono, M. (2025). Pemanfaatan Visualisasi Data dalam Business Intelligence untuk Strategi Bisnis Perusahaan Retail. *Jurnal Manuhara : Pusat Penelitian Ilmu Manajemen Dan Bisnis*, 3(3), 234–243. <https://doi.org/10.61132/manuhara.v3i3.1992>
- Sharda, R., Delen, D., & Turban, E. (2018). *Business Intelligence , Analytics , And Data Science : A Managerial Perspective* (4th Edition). Pearson.