



## **Analisis sentimen kenaikan harga beras di facebook menggunakan algoritma naïve bayes**

**Eka Prasetyaningrum<sup>1</sup>, Saiful Rijal<sup>2</sup>, Agung Purwanto<sup>3</sup>, Abdul Aziz<sup>4</sup>**

Email: <sup>1</sup>eka.tya94@unda.ac.id, <sup>2</sup>saifullrijal01@gmail.com, <sup>3</sup>agung@unda.ac.id, <sup>4</sup>Abdul.aziz@unda.ac.id

<sup>1,2,3,4</sup>Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Darwan ali

Diterima: 16 Juli 2024 | Direvisi: 10 Agustus 2024 | Disetujui: 15 Agustus 2024

©2020 Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer,  
Universitas Muhammadiyah Riau, Indonesia

### **Abstrak**

Penelitian ini mengeksplorasi sentimen publik terhadap kenaikan harga beras di Indonesia dengan menggunakan data dari unggahan di media sosial Facebook. Sebagai komoditas pokok yang krusial, harga beras sangat memengaruhi ekonomi dan kehidupan sosial masyarakat. Dalam studi ini, data dikumpulkan dari *Facebook* menggunakan *Instant Data Scraper* pada periode Januari hingga Mei, kemudian dilakukan proses pembersihan data dan pelabelan manual terhadap 200 data sebagai data latih. Tahapan *text preprocessing* meliputi *tokenisasi*, *case folding*, dan penghapusan *stopword*. Selanjutnya, diterapkan pembobotan TF-IDF untuk menentukan pentingnya setiap kata dalam dokumen. Data yang telah diproses dianalisis menggunakan algoritma *Naive Bayes* untuk mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif. Hasil analisis menunjukkan bahwa dari 428 data uji, algoritma *Naive Bayes* berhasil mengidentifikasi 237 ulasan sebagai sentimen positif dan 191 ulasan sebagai sentimen negatif. Berdasarkan data yang diperoleh diharapkan pada penelitian ini mampu memberikan wawasan bagi pemerintah dan pemangku kebijakan dalam mengelola kebijakan harga beras dan strategi komunikasi publik yang lebih baik, serta mengantisipasi dampak sosial dari kenaikan harga beras.

**Kata kunci:** Beras, Sentimen, Facebook, Naive Bayes

## ***Sentiment Analysis of Rice Price Increase on Facebook Using Naïve Bayes Algorithm***

### **Abstract**

*This study explores public sentiment towards the rice price increase in Indonesia using data from social media posts on Facebook. As a crucial staple commodity, rice prices significantly impact the economy and social life of the community. In this study, data was collected from Facebook using Instant Data Scraper during the period from January to May. The collected data underwent a cleaning process, and 200 data points were manually labeled as training data. The text preprocessing steps included tokenization, case folding, and stopwords removal. Subsequently, TF-IDF weighting was applied to determine the importance of each word in the documents. The processed data was then analyzed using the Naive Bayes algorithm to classify positive and negative sentiments. The analysis results showed that out of 428 test data points, the Naive Bayes algorithm successfully identified 237 reviews as positive sentiment and 191 reviews as negative sentiment. Based on the obtained data, this study is expected to provide insights for the government and policymakers in managing rice price policies and improving public communication strategies, as well as anticipating the social impact of rice price increases.*

**Keywords:** rice, sentiment, Facebook, Naive Bayes

## **1. PENDAHULUAN**

Beras merupakan kebutuhan pokok manusia yang paling fundamental. Di banyak negara, khususnya di Indonesia, beras dianggap sebagai komoditas paling penting yang menopang kehidupan sehari-hari. Kenaikan harga beras seringkali memicu kekhawatiran luas di kalangan masyarakat, mengingat posisinya yang sangat sentral dalam perekonomian dan kehidupan sosial. Perubahan harga beras dapat langsung mempengaruhi inflasi, ketahanan pangan, dan stabilitas sosial[1]. Ketika harga beras

naik, biaya hidup meningkat, yang pada gilirannya dapat mempengaruhi daya beli masyarakat dan memicu keresahan sosial oleh karena itu, respons publik terhadap isu kenaikan harga beras selalu menjadi topik yang penting untuk diamati.

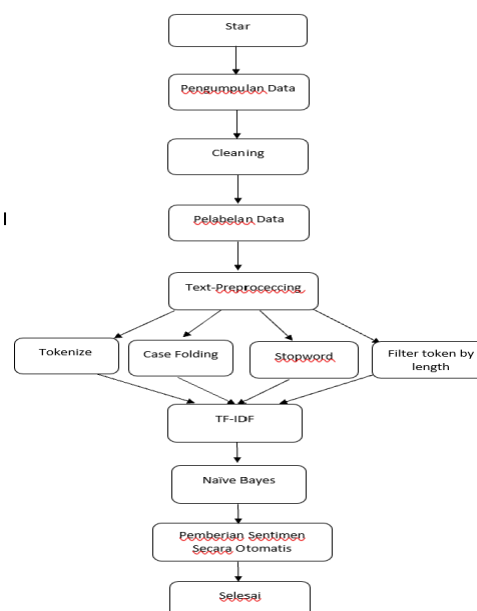
Lembaga Penyelidikan Ekonomi dan Masyarakat Universitas Indonesia, melakukan penelitian yang berfokus pada faktor alam yang mengganggu produksi beras dan perkembangan ekonomi negara[2]. Penelitian tersebut bertujuan untuk mengidentifikasi pengaruh dari fenomena alam seperti El Nino terhadap produktivitas beras dan stabilitas harga di pasar. Hasil penelitian menunjukkan bahwa fenomena El Nino, yang menyebabkan perubahan cuaca ekstrem, seperti kekeringan atau hujan berlebihan, dapat secara signifikan mengganggu hasil panen beras, yang pada akhirnya mendorong kenaikan harga pangan, termasuk beras[3]. Selain faktor alam, kenaikan harga beras juga dipengaruhi oleh faktor politik Ketidakstabilan politik, terutama setelah pemilihan umum, seringkali memicu politisasi beras, dimana distribusi sembako digunakan oleh beberapa kelompok untuk mendapatkan dukungan politik[4].

Di jaman teknologi saat ini, sosial media menjadi salah satu platform utama bagi masyarakat untuk mengekspresikan opini dan perasaan mereka terhadap isu-isu terkini, termasuk kenaikan harga beras. Media sosial yang paling sering digunakan adalah Facebook. Facebook menyediakan data yang kaya dan *real-time* mengenai sentimen publik. Berdasarkan data sentimen yang diperoleh dari unggahan masyarakat pada media sosial Facebook terkait dengan kenaikan harga beras di Indonesia, maka dari itu penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat yang menerima dan menolak adanya kenaikan harga beras. Penelitian ini akan mengumpulkan data unggahan terkait kenaikan harga beras, kemudian mengklasifikasikannya berdasarkan sentimen yang diungkapkan dan menganalisis pola-pola sentimen yang muncul. Dalam proses analisis ini, metode *Naive Bayes* akan digunakan sebagai alat untuk menguji klasifikasi sentimen dalam analisis tersebut. Pada penelitian ini juga memungkinkan peneliti untuk memahami lebih mendalam bagaimana berbagai kelompok masyarakat bereaksi terhadap kenaikan harga beras dan mengidentifikasi tren atau pola yang signifikan dalam respons publik.

Analisis sentimen ialah tahapan untuk mengidentifikasi dan mengkategorikan opini dalam teks, terutama di media sosial. Proses ini bertujuan untuk menentukan apakah sentimen dalam sebuah unggahan bersifat positif atau negatif. Dalam konteks penelitian ini, analisis sentimen berfungsi untuk menggali wawasan mendalam tentang reaksi masyarakat terhadap kenaikan harga beras, sehingga dapat memahami persepsi publik secara komprehensif. melalui analisis ini diharapkan dapat di temukan cara yang lebih efektif untuk menjaga stabilitas harga beras dan memastikan kesejahteraan masyarakat.

## 2. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian ini disusun untuk menganalisis sentimen masyarakat terkait kenaikan harga beras di Facebook menggunakan metode Naive Bayes. Proses penelitian melibatkan beberapa tahapan, mulai dari pengumpulan data, *cleaning*, pelabelan data, *text preproceccing*, pembobotan tf-idf, penerapan algoritma *Naive Bayes*, hingga analisis hasil.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

## 2.1 Pengumpulan Data

Untuk mengumpulkan data, peneliti menggunakan *Instant Data Scraper* untuk mengekstrak unggahan yang dipublikasikan di Facebook dalam rentang waktu dari Januari-Mei. Alat ini memungkinkan untuk secara efisien mengambil konten yang relevan dengan penelitian, yang selanjutnya disimpan dalam format CSV. Data yang terkumpul ini kemudian dapat dianalisis

## 2.2 Cleaning

*Cleaning* merupakan sebuah proses menghapus elemen-elemen yang tidak relevan atau tidak berarti, seperti simbol, tanda baca, dan data duplikat [5]. Langkah ini bertujuan untuk memastikan dataset bersih dari gangguan dan siap untuk analisis yang lebih akurat

## 2.3 Pelabelan Data

Data yang telah di *cleaning* akan di lakukan pelabelan secara manual sebanyak 20 % dari total data semakin banyak data maka semakin akurat sentimen yang di berikan

## 2.3 Text Preprocessing

*Text preprocessing* ialah tahapan memperbaiki data mentah dari sentimen kenaikan harga beras menjadi data yang lebih terstruktur dan efisien.

1. *Tokenize* merupakan tahapan untuk memecah teks menjadi kata-kata individu[6].
2. *Case Folding* ialah sebuah proses dalam text preprocessing yang menyamaratakan semua huruf menjadi huruf kecil atau huruf besar yang sama[7].
3. *Stopword* merupakan sebuah tahapan text preprocessing data di mana kata-kata yang tidak bermakna atau tidak berarti akan dihilangkan[8].
4. *Filter token (by length)* merupakan adalah proses yang bertujuan untuk menyingkirkan kata-kata pada jumlah huruf tertentu, dengan menggunakan parameter minimal 3 huruf dan maksimal 25 huruf. Langkah ini dilakukan untuk membatasi jumlah karakter pada kata dalam teks[9]

## 2.4 TF-IDF

Setelah proses preprocessing, langkah selanjutnya adalah penerapan pembobotan TF-IDF. Teknik ini digunakan untuk menilai tingkat pentingnya setiap kata dalam dokumen dengan mempertimbangkan frekuensi kemunculan kata tersebut serta kelangkaannya di seluruh dokumen yang ada pada korpus[10]. rumus TF-IDF sebagai berikut

$$TF = \frac{\text{Jumlah kemunculan term dalam dokumen}}{\text{total jumlah kata dalam dokumen}} \quad (1)$$

$$IDF = \log\left(\frac{\text{Jumlah dokumen dalam korpus}}{\text{jumlah dokumen yang mengandung term}}\right) \quad (2)$$

$$w_{i,j} = tf_{ij} \times \log\left(\frac{N}{df_i}\right) \quad (3)$$

Keterangan:

$w_{i,j}$  : bobot term  $i$  terhadap dokumen  $j$

$tf_{i,j}$  : jumlah kemunculan term  $i$  dalam dokumen  $j$

$N$  : total jumlah dokumen

$df_i$  : jumlah dokumen yang terdapat term  $i$

## 2.4 Naïve Bayes

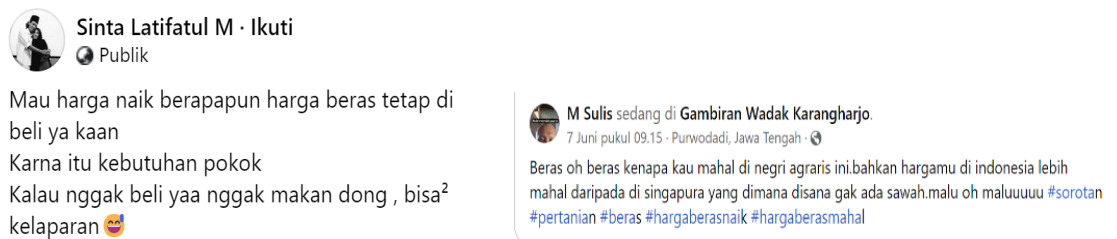
Algoritma *Naïve Bayes* adalah teknik klasifikasi yang mengandalkan pendekatan probabilistik dan statistik, yang dikembangkan oleh ilmuwan Inggris, Thomas Bayes. Metode ini dapat memprediksi kemungkinan kejadian yang akan datang berdasarkan data historis, sesuai dengan apa yang dikenal sebagai Teorema Bayes. Salah satu ciri khas utama dari *Naïve Bayes Classifier* adalah asumsi yang sangat kuat (naïf) bahwa setiap kondisi atau kejadian bersifat berdiri sendiri satu sama lain[11].

## 2.5 Pemberian Sentimen secara otomatis

Setelah *Naive bayes* sudah mempelajari pola data, maka peneliti menyimpan model sentimen analisis ke dalam *store* untuk pemberian sentimen secara otomatis

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini mengenai postingan tentang kenaikan harga beras dengan ulasan sentimen positif dan ulasan sentimen negatif. Ulasan positif merupakan respon yang mendukung kenaikan harga beras, sedangkan ulasan negatif merupakan tanggapan yang menolak atau keberatan terhadap kenaikan harga beras.

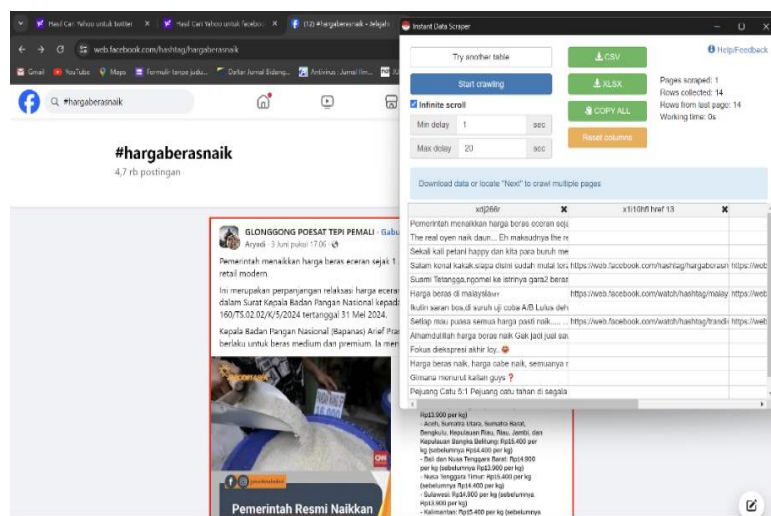


Gambar 2. Unggahan Masyarakat Facebook

Gambar 2 di atas menggambarkan postingan di Facebook. Di sisi kiri, terdapat ulasan sentiment positif yang menunjukkan dukungan atau respons baik terhadap kenaikan harga beras. Sementara itu, di sisi kanan, terdapat ulasan sentimen negatif yang mengekspresikan ketidaksetujuan atau keberatan terhadap topik yang sama.

#### 3.1. Pengumpulan Data

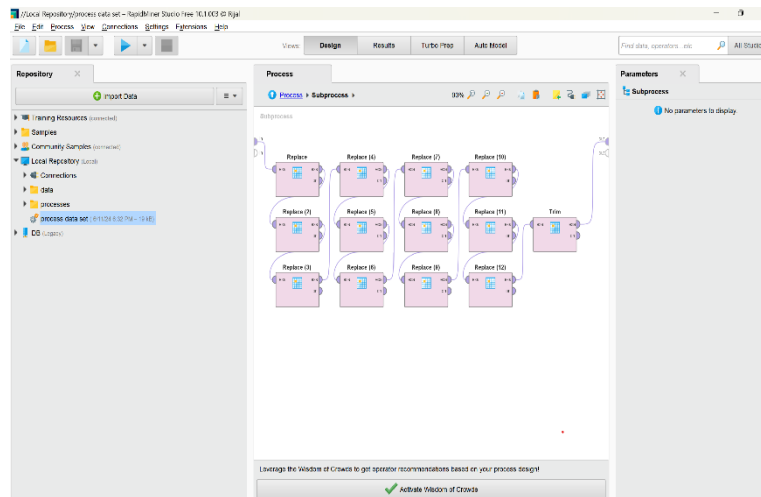
Data di kumpulkan menggunakan teknik *crawling*, di mana data diperoleh dari media sosial *facebook* dengan bantuan *instant data scraper*, data di kumpulkan dari bulan januari-mei yang menghasilkan 1200 data unggahan masyarakat yang membahas kenaikan harga beras. Gambar 3 adalah pengambilan data menggunakan *instant data scraper*



Gambar 3. Crawling data

#### 3.2. Cleaning

Tahap berikutnya yaitu *cleaning* proses ini bertujuan untuk memperbaiki atau menghapus simbol-simbol yang tidak diperlukan dalam penelitian serta menghapus data yang sama



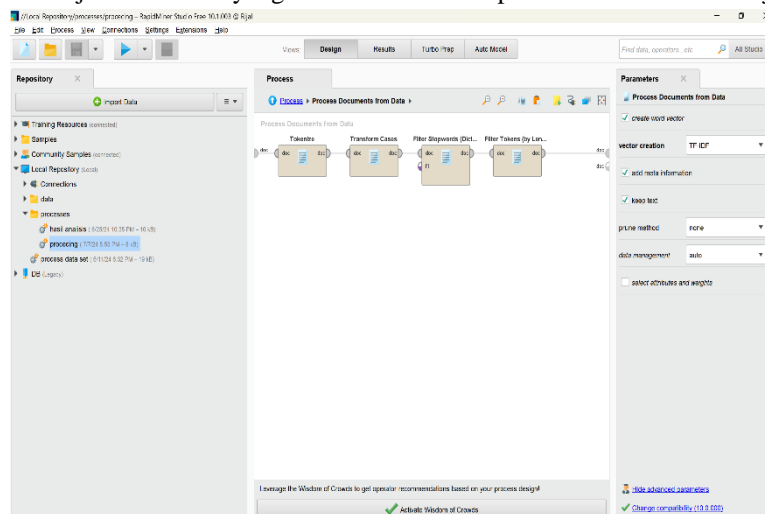
Gambar 4. Pembersihan Data (Cleaning)

### 3.3 Pelabelan Data

Setelah proses pembersihan data, langkah berikutnya adalah pelabelan data secara manual. Dari total 628 data yang telah dikumpulkan, sebanyak 200 data akan dilabeli secara manual untuk digunakan sebagai data latih.

### 3.4 Text Preprocessing

Kemudian adalah *text preprocessing*. *text preprocessing* merupakan pengolahan data yang bertujuan untuk memperbaiki data mentah dari berbagai sumber menjadi informasi yang lebih bersih dan siap untuk analisis lebih lanjut.



Gambar 5. Text Preprocessing

a. *Tokenisasi (Tokenizing)*

Merupakan tahapan yang memecah teks menjadi kata-kata individu. Analisis kata-kata dalam teks menjadi penting karena dengan tokenisasi, makna teks dapat lebih mudah ditentukan. Berikut adalah tabel sebelum dan sesudah melakukan *tokenisasi*.

Tabel 1. *Tokenize*

No	Sebelum tokenize	Sesudah tokenize
1	Sesekali petani happy dan kita para buruh menangis semangat lah berapapun harga pokok naik semoga kita di beri kelancaran rezeki Amin.	Sesekali.petani,happy,dan,kita,para,buruh,menangis,semangat,lah,berapapun,harga,pokok,naik,semoga,kita,di,beri,kelancaran,rezeki,Amin.
2	Harga beras naik lagi. gimana mau hidup tenang kalau kebutuhan pokok makin mahal	Harga,beras,naik,lagi,bagaimana,mau,hidup,tenang,kalau,kebutuhan,pokok,makin,mahal

b. *Case folding* atau *Case normalization*

Yaitu proses dalam *text preprocessing* untuk menyamaratakan semua huruf menjadi huruf kecil. Hal ini memudahkan proses perbandingan dan analisis teks, Berikut adalah tabel sebelum dan sesudah melakukan *case folding* atau *Case normalization*.

Tabel 2. *Case Folding* atau *Case Normalization*

No	Sebelum <i>Case Folding</i> atau <i>Case normalization</i>	Sesudah <i>Case Folding</i> atau <i>Case normalization</i>
1	Sesekali,petani, happy,dan,kita,para,buruh,menangis,semangat,lah,berapapun,harga,pokok,naik,semoga,kita,di,beri,kelancaran,rezeki,Amin.	sesekali,petani, happy,dan,kita,para,buruh,menangis,semangat,lah,berapapun,harga,pokok,naik,semoga,kita,di,beri,kelancaran,rezeki,amin.
2	Harga,beras,naik,lagi,bagaimana,mau,hidup,tenang,kalau,kebutuhan,pokok,makin,mahal	harga,beras,naik,lagi,bagaimana,mau,hidup,tenang,kalau,kebutuhan,pokok,makin,mahal

c. *Stopwords*

Merupakan tahapan *text preprocessing* di mana kata yang tidak berarti atau bermakna akan dihilangkan dengan menggunakan daftar *stopwords* seperti tabel berikut

Tabel 3. *Stopwords*

No	Sebelum <i>Stopwords</i>	Sesudah <i>Stopwords</i>
1	sesekali,petani, happy,dan,kita,para,buruh,menangis,semangat,lah,berapapun,harga,pokok,naik,semoga,kita,di,beri,kelancaran,rezeki,amin.	petani, happy, para, buruh, menangis, semangat,lah, harga, pokok, naik, semoga, kita,di beri,kelancaran, rezeki, amin.
2	harga,beras,naik,lagi,bagaimana,mau,hidup,tenang,kalau,kebutuhan,pokok,makin,mahal	harga,beras,naik,lagi,bagaimana,mau,hidup,tenang,kalau,kebutuhan,pokok,makin,mahal.

d. *Filter Token (by length)*

Merupakan tahap dalam *text preprocessing* yang bertujuan untuk menghapus kata dengan jumlah minimal 3 dan maksimal 25 kata.

Tabel 4. *Filter Token (by length)*

No	Sebelum <i>Filter Token (by length)</i>	Sesudah <i>Filter Token (by length)</i>
1	petani, happy, buruh, menangis, semangat,lah, harga, pokok, naik, semoga, kita, kelancaran, rezeki, Amin.	petani, happy, buruh, menangis, semangat, harga, pokok, naik, semoga, kita, beri, kelancaran, rezeki, amin.
2	harga,beras,naik,lagi,bagaimana,mau,hidup,tenang,kalau,kebutuhan,pokok,makin,mahal	harga,beras,naik,lagi,bagaimana,hidup,tenang,kalau,kebutuhan,pokok,makin,mahal

3.5 Pembobotan Tf-Idf

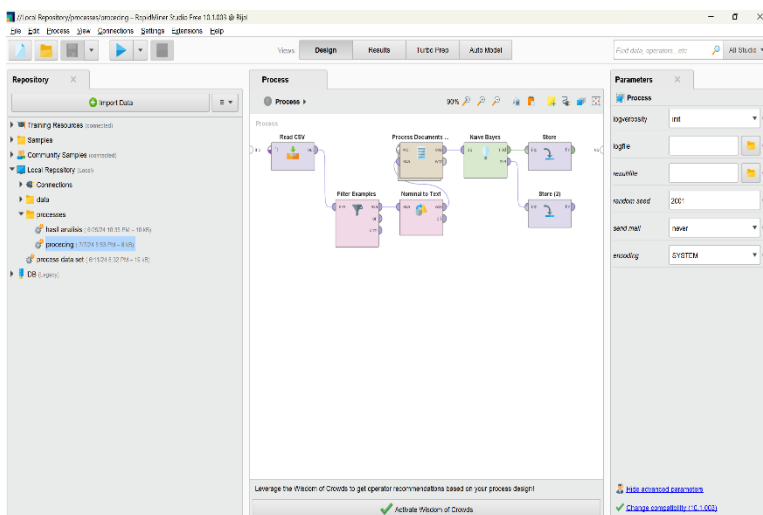
Setelah *Text preprocessing* tahap selanjutnya adalah pembobotan TF-IDF adalah teknik untuk menentukan seberapa pentingnya setiap kata dalam dokumen berdasarkan frekuensinya dan kelangkaannya di seluruh dokumen dalam korpus.

Row No.	text	samin	pangku	sok	sok	sok	sok	sok	sok	sok	sok	sok
1	berakhir has...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	who class r...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	ruk mak pu...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	brasa maha...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	harga kelas...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	harga kelas...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	harga kelas...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	harga kelas...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	guy rok pit...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	harga kelas...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	cederak sa...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	tradisi mase...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13	harga kelas...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
14	stempel for...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	kolomun an...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	gripa harga...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
17	anak laki-laki...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
18	ultraultra...	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 6. Pembobotan Tf-Idf

### 3.6 Naive Bayes

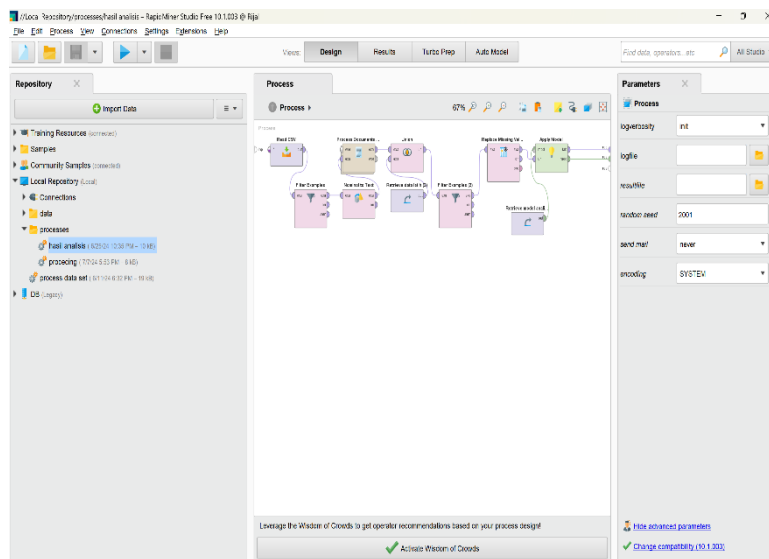
Setelah data melalui proses pembobotan menggunakan TF-IDF, langkah selanjutnya adalah menerapkan metode Naive Bayes. Metode *Naive Bayes* akan mempelajari pola dari data yang telah diolah dan akan menyimpannya ke dalam store model analisis sentimen



Gambar 7. Naive Bayes

### 3.5 Pemberian Sentimen Secara Otomatis

Setelah model di buat. model ini kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen dari data yang belum dilabeli secara otomatis. Proses ini memungkinkan identifikasi sentimen positif dan negatif dalam teks secara efisien dan akurat, berdasarkan pola yang ditemukan dalam data latih.



Gambar 8. Klasifikasi Sentimen Secara Otomatis

### 3.6 Hasil Analisis

Hasil analisis menunjukkan bahwa dari 428 data uji yang belum dilabeli, model Naive Bayes berhasil mengklasifikasikan 237 ulasan sebagai sentimen positif dan 191 ulasan sebagai sentimen negatif. pada Gambar 9 adalah hasil analisis menggunakan rapid miner.

Row No.	Sentimen	prediction(Sentimen)	confidence	confidence	text	accuracy
1	negatif	negatif	0	1	kebaikan harga beras memberikan keluarga kesulitan memenuhi kebutuhan pangan setiap	0
2	?	negatif	0	1	efek beras naik bisa jadi masak bisa	0
3	?	positif	1	0	nahh nahh purnaka gunung beras nahh	0
4	?	negatif	0	1	beras mahal halp susah bertahan	0
5	?	negatif	0	1	harga beras naik gimana halp beras "Pena" "P" for beras	0
6	?	positif	1	0	harga beras merupakan kebutuhan keluarga	0
7	?	negatif	0	1	harga beras naik nggak kesian rakyat loh empi lobang puhallian	0
8	?	negatif	0	1	nggak habis pikir beras naik pemerintah bertindak	0
9	?	negatif	0	1	gaji naik petani dalam gaji naik petani dalam gajian beras naik ribut beres beras naik coba beras	0
10	?	positif	1	0	harga beras mahal nasi base jadi cambian	0
11	?	positif	1	0	crisisnya parah harga beras mungkin bisa paku sendiri jadi	0
12	?	negatif	0	1	traktor menyalang pusaan sementara naik harga tidak karna sakawis	0
13	?	negatif	0	1	harga beras meningkat bedanya dengan diolah kemasannya harga cukup kayanya emakan jadi petani	0
14	?	positif	1	0	dianggap harga beras naik	0
15	?	negatif	0	1	cekoran pemu pengguna sebagai petani beras bukan logikanya cekoran rakyat berbedas	0
16	?	positif	1	0	proses harga beras naik cukup mahal tapi gajian beras mahal larak	0
17	?	negatif	0	1	enak jadi petani gaji naik petani dalam naik dalam gajian harga beras naik proses	0
18	?	negatif	0	1	sihandaiah ramadan fish seinghting semoga myhinda sudah pusaan penuh hikmet omni	0

Gambar 9. Hasil Analisis

## 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan dalam penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa *Algoritma Naive Bayes* efektif dalam mengklasifikasikan sentimen terkait kenaikan harga beras di platform media sosial *Facebook*. Mayoritas sentimen yang teridentifikasi adalah positif (237 sentimen), meskipun terdapat juga sejumlah sentimen negatif yang signifikan (191 sentimen). Hal ini menunjukkan adanya dukungan yang cukup besar terhadap kondisi tertentu terkait kenaikan harga beras, namun juga mengindikasikan adanya keprihatinan dan kritik yang perlu diperhatikan.



DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. H. Darwanto and E. S. Rahayu, "Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Impor Beras Indonesia," *Caraka Tani J. Sustain. Agric.*, vol. 23, no. 1, p. 1, 2017, doi: 10.20961/carakatani.v23i1.13732.
- [2] N. Lidwina, A. Retno, and I. H. Nisa, "Analisis Kenaikan Harga Beras Terhadap Mahasiswa Universitas Negeri Semarang," *KIRANA Soc. Sci. J.*, vol. 1, no. 1, pp. 8–15, 2024, [Online]. Available: <https://ejournal.sagita.or.id/index.php/kirana>
- [3] B. Irawan, "Fenomena Anomali Iklim El Nino dan La Nina: Kecenderungan Jangka Panjang dan Pengaruhnya terhadap Produksi Pangan," *Forum Penelit. Agro Ekon.*, vol. 24, no. 1, p. 28, 2016, doi: 10.21082/fae.v24n1.2006.28-45.
- [4] E. Usman and M. Rahma, "Analysis of Factors for Increasing Rice Prices in Kolaka Regency," vol. 3, no. 1, pp. 1–12, 2024.
- [5] F. Apri Wenando, R. Hayami, S. Soni, A. Fitria, and D. Shifana, "Sentimen Analisis Masyarakat terhadap Kasus Penembakan Brigadir J Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.)*, vol. 4, no. 2, pp. 484–490, 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i2.5686.
- [6] Syahril Dwi Prasetyo, Shofa Shofiah Hilabi, and Fitri Nurapriani, "Analisis Sentimen Relokasi Ibukota Nusantara Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan KNN," *J. KomtekInfo*, vol. 10, pp. 1–7, 2023, doi: 10.35134/komtekinfo.v10i1.330.
- [7] N. Nofiyani and W. Wulandari, "Implementasi Electronic Data Processing Untuk meningkatkan Efektifitas dan Efisiensi Pada Text Mining," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 3, p. 1621, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i3.4332.
- [8] S. Khairunnisa, A. Adiwijaya, and S. Al Faraby, "Pengaruh Text Preprocessing terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19)," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 2, p. 406, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2835.
- [9] I. T. Julianto, "Analisis Sentimen Terhadap Sistem Informasi Akademik Institut Teknologi Garut," *J. Algoritm.*, vol. 19, no. 1, pp. 449–456, 2022, doi: 10.33364/algoritma/v.19-1.1112.
- [10] D. Angraina and A. Putri, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Google Meet Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.)*, vol. 3, no. 3, pp. 472–478, 2022, doi: 10.37859/coscitech.v3i3.4260.
- [11] T. Sanubari, C. Prianto, and N. Riza, *Odol (one desa one product unggulan online) penerapan metode Naive Bayes pada pengembangan aplikasi e-commerce menggunakan Codeigniter*. 2020.