



Analisa Sentimen Masyarakat Naiknya Bahan Pokok Menggunakan Algoritma Teks Mining Dan TF-IDF

Weno Syechu

Jurusan Teknik Komputer dan Informatika, Program Studi Teknik Komputer, Politeknik Negeri Medan, Medan, Indonesia

Email: wenosyechu@polmed.ac.id

(*:coresponding author)

Abstrak—Twitter menjadi salah satu media sosial yang digunakan masyarakat dalam menyampaikan opini terhadap berita yang sering terjadi perbincangan. Berbagai opini disampaikan masyarakat dalam media sosial Twitter diantaranya menyampaikan pendapat, keluhan terkait naiknya bahan pokok. Bahan pokok yaitu kebutuhan dasar masyarakat dalam kehidupan sehari-hari. Naiknya harga bahan pokok merupakan masalah yang sering dihadapi masyarakat. Oleh karena itu, pemerintah harus mengambil langkah untuk mengurangi kenaikan harga bahan pokok, seperti memperkuat kontrol dan regulasi pasar, meningkatkan produksi pertanian, dan memberikan subsidi kepada masyarakat yang tidak mampu. Penelitian ini berujung untuk mengukur sentimen masyarakat terhadap naiknya bahan pokok bagi masyarakat dan di harapkan dapat menjadi tolak ukur bagi pihak pemerintah yang terkait terhadap naiknya bahan pokok, agar tidak terjadinya mempengaruhi inflasi dan stabilitas ekonomi masyarakat. Pada penelitian ini dilakukan dengan mengambil 100 data dari twitter dengan teknik crawling dan data yang di olah sebanyak 50 data pada pembobotan TF-IDF. Kemudian data tersebut diolah menggunakan text mining dan di lakukan pencarian pembobotan kata menggunakan algoritma Term Frequency Invers Document Frequency (TF-IDF) Hasil dari penelitian ini didapatkan persentase sentimen masyarakat terhadap naiknya bahan pokok dengan sentimen positif sebesar 24,2414% dan negatif sebesar 75,7586%.

Kata Kunci: Naiknya Bahan Pokok; Text Mining; TF-IDF

Abstract—Twitter is one of the social media used by the public to express opinions on news that is often discussed. Various opinions were expressed by the public on Twitter social media, including expressing opinions and complaints regarding the increase in basic commodities. Staples are people's basic needs in everyday life. Rising prices of basic commodities are a problem that society often faces. Therefore, the government must take steps to reduce the increase in prices of basic commodities, such as strengthening market control and regulation, increasing agricultural production, and providing subsidies to people who cannot afford it. This research aims to measure public sentiment regarding the increase in basic commodities for the community and it is hoped that it can become a benchmark for government parties related to the increase in basic commodities, so that it does not affect inflation and the stability of the community's economy. This research was carried out by taking 100 data from Twitter using crawling techniques and processing 50 data using TF-IDF weighting. Then the data was processed using text mining and a word weighted search was carried out using the Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF) algorithm. The results of this research showed that the percentage of public sentiment towards the increase in basic commodities with positive sentiment was 24.2414% and negative was 75.7586%.

Keywords: Increase in Basic Materials; Text Mining; TF-IDF

1. PENDAHULUAN

Naiknya harga bahan pokok merupakan masalah yang sering dihadapi masyarakat. Hal ini disebabkan oleh beberapa faktor seperti kenaikan harga bahan baku, pengaruh cuaca dan iklim yang buruk terhadap produksi pertanian, serta spekulasi para pedagang. Masyarakat sangat mengimbuau dampak kenaikan harga bahan pokok, terutama bagi masyarakat yang tidak mampu. Kenaikan harga barang kebutuhan pokok juga dapat mempengaruhi inflasi dan stabilitas ekonomi negara. Oleh karena itu, pemerintah harus mengambil langkah-langkah untuk meredam kenaikan harga barang-barang kebutuhan pokok, seperti memperkuat kontrol dan regulasi pasar, meningkatkan produksi pertanian, dan memberikan subsidi kepada masyarakat yang tidak mampu.

Peneliti menemukan bahwa pengguna media sosial Twitter banyak mengeluhkan naiknya harga bahan pokok dan dampaknya terhadap kehidupan sehari-hari. Namun, dari analisis sentimen menggunakan algoritma teks mining dan Term Frequency-Invers Document Frequency (TF-IDF), ditemukan bahwa sebagian besar pengguna Twitter juga memberikan solusi untuk mengatasi masalah ini[1]. Beberapa solusi yang disarankan antara lain meningkatkan produksi pertanian dengan pemberian bibit unggul dan pupuk, memperkuat regulasi pasar dan pengawasan terhadap pedagang yang melakukan spekulasi, serta memberikan bantuan subsidi kepada masyarakat yang membutuhkan. Dengan demikian, hasil analisis sentimen ini dapat menjadi masukan bagi pemerintah dalam merumuskan kebijakan untuk mengatasi naiknya harga bahan pokok dan meningkatkan kesejahteraan masyarakat[2].

Dengan menggunakan metode algoritma teks mining dan Term Frequency-Invers Document Frequency (TF-IDF) dapat dilakukan analisis sentimen terhadap media Twitter terkait dengan naiknya harga bahan pokok yang mempengaruhi masyarakat[3]. Dengan demikian, hasil analisis sentimen ini dapat memberikan masukan bagi pemerintah dalam merumuskan kebijakan yang tepat untuk mengatasi masalah ini. Selain itu, diharapkan bahwa penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam bidang Natural Language Processing (NLP) untuk memahami dan memproses bahasa manusia secara alami[4].

Twitter menjadi salah satu media sosial yang digunakan masyarakat dalam menyampaikan opini terhadap berita yang sering terjadi perbincangan. Berbagai opini disampaikan masyarakat dalam media sosial Twitter diantaranya menyampaikan pendapat, keluhan dan lain sebagainya. Opini yang masyarakat sampaikan dapat memberikan informasi yang berguna bagi sebuah institusi maupun layanan terutama mengenai kenaikan harga bahan pokok. Banyak opini

yang disampaikan oleh masyarakat terkait naiknya harga bahan pokok. Pemerintah dan masyarakat ingin mengetahui bagaimana opini masyarakat terkait naiknya harga bahan pokok dan diharapkan dengan banyak opini agar menjadi evaluasi bagi pemerintah untuk menangani terkait naiknya harga bahan pokok. Oleh karena itu diperlukan adanya analisa sentimen. Dalam mengetahui tujuan opini yang disampaikan oleh masyarakat pada media sosial Twitter.

Text mining adalah penerapan konsep data mining untuk mencari pola dalam teks, Text mining merupakan penambangan data yang berupa teks, dimana sumber data itu biasanya didapatkan dari sebuah dokumen dan tujuannya untuk mencari kata yang dapat mewakili isi dari dokumen sehingga dapat dilakukan analisa. Penambahan teks juga memiliki tujuan dan menggunakan proses yang sama dengan penambahan data berupa salah satu teknik yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi sentimen[5].

Term Frequency-Invers Document Frequency (TF-IDF) adalah mencari frekuensi kemunculan sebuah kata (term) dalam sebuah dokumen. Term Frequency-Invers Document Frequency (TF-IDF) melakukan perhitungan bobot kata (term) pada sebuah dokumen. Term Frequency-Invers Document Frequency (TF-IDF) melakukan penggabungan dua perhitungan bobot, yaitu perhitungan Term Frequency (TF) dan Inverse Document Frequency (IDF) untuk mendapatkan hasil yang akurat[6], [7].

Berdasarkan penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Okta Nur Julianti, dkk pada tahun 2024 dengan judul penelitian Penerapan Natural Language Processing Pada Analisis Sentimen Judi Online Di Media Sosial Twitter didapatkan hasil bahwa Data mentah yang sudah siap diolah kemudian dilakukan pre-processing, pelabelan sentiment, proses TF-IDF serta penentuan nilai akurasi, presisi, dan recall. Penelitian ini menghasilkan nilai akurasi 76%, 58% nilai presisi dan 76% untuk nilai recall pada data uji sebanyak 666 dan data latih sebanyak 286[8].

Penelitian lainnya dilakukan oleh Nurwanda, dkk pada tahun 2024 dengan judul penelitian Penerapan NLP (Natural Language Processing) Dalam Analisis Sentimen Pengguna Telegram Di Playstore Hasil evaluasi menunjukkan bahwa analisis sentimen ulasan pengguna Telegram di Play Store dengan metode NLP memiliki tingkat akurasi 85,31%. Rasio pembagian data untuk evaluasi adalah 80:20, dengan nilai presisi 93%, recall 76%, dan F1-Score 88%. Penelitian ini memberikan wawasan untuk pengembang dalam meningkatkan aplikasi dan memastikan kepuasan pengguna yang berkelanjutan[9].

Selanjutnya, penelitian oleh Edwar, dkk pada tahun 2023 dengan judul penelitian Perbandingan Metode Seleksi Fitur Pada Analisis Sentimen (Studi Kasus Opini PILKADA DKI 2017) dimana Hasil eksperimen mencapai akurasi tertinggi sebesar 71,1111% dan menunjukkan kinerja yang signifikan dalam presisi, recall, dan F1-Score. Hasil tersebut menunjukkan bahwa dalam analisis sentimen berbahasa Indonesia, penggunaan kombinasi seleksi model Tf-IDF menunjukkan hasil yang baik[10].

Penelitian terakhir dilakukan oleh Rizal Chandra Rivaldi dan T.D. Wismarini pada tahun 2024 dengan judul penelitian Analisis Sentimen Pada Ulasan Produk Dengan Metode Natural Language Processing (NLP) (Studi Kasus Zalika Store 88 Shopee) didapatkan hasil penelitian Dalam penelitian ini, hasil evaluasi model menggunakan metrik seperti precision, recall, dan f1-score menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang tinggi. pada dataset validasi, model mampu mengklasifikasikan sentimen dengan akurasi mencapai 87%[11].

Berdasarkan uraian latar belakang dan penelitian terdahulu di atas, maka dalam penelitian ini dilakukan analisa sentimen terkait naiknya harga bahan pokok bagi masyarakat berdasarkan data opini yang dikumpulkan pada media sosial Twitter. Data opini yang dikumpulkan akan diproses menggunakan algoritma Text Mining dengan mengelompokkan opini menjadi dua kategori sentiment yaitu positif dan negatif. Selanjutnya menerapkan Algoritma Term Frequency-Invers Document Frequency (TF-IDF) untuk menghasilkan jumlah akurasi sentimen positif dan negatif mengenai naiknya harga bahan pokok bagi masyarakat.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Text Mining

Text mining adalah salah satu bidang khusus dalam data mining. Text mining dapat didefinisikan sebagai proses penggalian informasi di mana pengguna berinteraksi dengan sekumpulan dokumen menggunakan alat analisis yang merupakan komponen dalam data mining. Dalam konteks text mining, tujuannya adalah mencari pola-pola tertentu, mengasosiasikan satu bagian teks dengan yang lain berdasarkan aturan-aturan tertentu, dan menemukan kata-kata yang dapat mewakili informasi tertentu sehingga dapat dilakukan analisis tentang keterhubungan antara satu dokumen dengan dokumen lainnya dalam kumpulan dokumen yang sangat banyak[12], [13].

2.2 Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) adalah kombinasi dari TF dan IDF, yang menggabungkan informasi tentang seberapa sering suatu term muncul dalam sebuah dokumen dan seberapa umum atau jarang term tersebut muncul di seluruh koleksi dokumen. Term Frequency (TF) adalah semakin besar frekuensi kemunculan kata pada sebuah dokumen maka akan semakin besar nilai bobot untuk kata tersebut. Inverse Document Frequency (IDF) adalah semakin besar frekuensi kemunculan kata maka nilai bobot kata tersebut akan semakin kecil. Adapun rumus dari pembobotan kata TF-IDF adalah[14], [15]:

$$W_{d,t} = tf_{d,t} \times idf_t = tf_{d,t} \times \log \frac{N}{df_t} \quad (1)$$

Keterangan :

$W_{d,t}$ = Nilai pembobotan TF-IDF atau W dari term t dikategorikan c.

$tf_{d,t}$ = Jumlah kemunculan kata (term) t dalam dokumen d.

N = Jumlah dokumen secara keseluruhan.

df_t = Jumlah dokumen yang mengandung kata (term)[9].

2.3 Api Twitter

Application Programming Interface (API) dari Twitter adalah cara bagi program komputer untuk "berbicara" satu sama lain. Dalam konteks Twitter, Application Programming Interface (API) Twitter memungkinkan program komputer atau aplikasi lain untuk meminta dan menyajikan informasi dari layanan Twitter. Dengan menggunakan Application Programming Interface (API) Twitter, pengembang dapat mengintegrasikan fitur atau data Twitter ke dalam aplikasi mereka sendiri[16], [17]. Selain itu, Twitter juga dapat berperan sebagai media komunikasi darurat. Dalam situasi krisis atau bencana, orang-orang dapat menggunakan Twitter untuk berbagi informasi penting, mencari bantuan, atau memberikan peringatan kepada masyarakat secara cepat dan luas. Twitter juga dimanfaatkan sebagai sarana pembelajaran, terutama dalam konteks pembelajaran jarak jauh. Dalam beberapa kasus, dosen atau guru menggunakan Twitter untuk berbagi informasi, memberikan tugas, atau memfasilitasi diskusi dengan mahasiswa atau siswa.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis sentimen adalah proses menganalisis dan mengidentifikasi opini, perasaan, atau sentimen yang terkandung dalam teks. Penelitian ini melakukan analisa sentimen naiknya bahan pokok yang berupa opini atau pendapat dari sebuah komentar yang masyarakat sampaikan pada media sosial Twitter mengenai pengaruh naiknya bahan pokok bagi masyarakat. Data sentimen masyarakat diperoleh dari hasil crawling pada media sosial Twitter, Sampel data yang di kumpulkan berjumlah 100 data dengan kata kunci “naiknya bahan pokok”. Jumlah 50 data yang telah di crawling dilakukan tahap pengolahan data yang akan digunakan sebagai data pengujian. Tahap pengolahan dilakukan untuk memilih data yang hanya bersifat komentar yang disampaikan oleh pengguna atau masyarakat, karena data yang di crawling biasanya berisikan data campur antara data postingan berita dan data komentar yang disampaikan oleh pengguna atau masyarakat pada sebuah postingan berita.

Data yang telah melewati tahap pengolahan akan dilakukan tahap penerapan algoritma text mining dan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Penerapan algoritma text mining dilakukan untuk mengolah 50 data melalui preprocessing text. Preprocessing text melewati beberapa tahapan seperti case folding, tokenizing, filtering dan stemming. Tahapan-tahapan yang telah dilewati pada preprocessing text ini dilakukan agar 50 data teks komentar tersebut menjadi data teks yang lebih terstruktur. Setelah penerapan algoritma text mining dilakukan, selanjutnya melakukan penerapan algoritma Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Penerapan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) menggabungkan dua perhitungan bobot, yaitu Term Frequency (TF) yang digunakan untuk menghitung frekuensi kemunculan kata kunci dalam sebuah dokumen dan Inverse Document Frequency (IDF) yang akan digunakan untuk menghitung frekuensi seluruh dokumen yang mengandung kata kunci. Proses yang dilakukan algoritma Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) dapat menentukan konotasi positif dan negatif, sehingga dapat diketahui jumlah hasil konotasi sentimen positif dan negatif dari naiknya bahan pokok.

3.1 Text Mining

Setelah data diolah pada algoritma text mining, maka diperoleh hasil data dari penerapan preprocessing text. Hasil data yang telah melewati penerapan algoritma text mining dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 1. Hasil Preprocessing Text

No	Komentar	Case Folding	Tokenizing	Filtering	Stemming
1	Penyaluran bantuan tsb sebagai wujud kepedulian pemerintah utk mengurangi beban masyarakat dlm memenuhi kebutuhan beras di tengah naiknya harga sembako. Kenaikan harga bahan pokok tentu saja berdampak bagi warga yg kurang mampu. Bupati Kampung ini sangat memahami hal tsb https://t.co/bmRomuBjaN	penyaluran bantuan tsb sebagai wujud kepedulian pemerintah utk mengurangi beban masyarakat dlm memenuhi kebutuhan beras di tengah naiknya harga sembako. kenaikan harga bahan pokok tentu saja berdampak bagi warga yg kurang mampu. bupati kampung ini sangat memahami hal tsb	[penyaluran] [bantuan] [tersebut] [sebagai] [wujud] [kepedulian] [pemerintah] [mengurangi] [utk] [masyarakat] [memenuhi] [beban] [masyarakat] [dml]	[penyaluran] [bantuan] [wujud] [kepedulian] [pemerintah] [beban] [masyarakat] [memenuhi] [kebutuhan] [beras] [harga] [sembako]	[salur] [bantu] [wujud] [peduli] [perintah] [kurang] [beban] [masyarakat] [penuh] [butuh] [beras] [sembako] [naik] [harga] [bahan]

No	Komentar	Case Folding	Tokenizing	Filtering	Stemming
		https://t.co/bmromubjan	[kebutuhan] [beras] [di] [tengah] [naiknya] [harga] [sembako] [kenaikan] [harga] [bahan] [pokok] [tentu] [saja] [berdampak] [bagi] [warga] [yg] [kurang] [mampu] [bupati] [kampong] [ini] [sangat] [memahami] [hal] [tersebut]	[harga] [bahan] [pokok] [berdampak] [warga] [bupati] [kampong] [memahami]	[pokok] [dampak] [warga] [paham]

Setelah data diolah pada algoritma text mining, maka diperoleh hasil keseluruhan dari 50 data dari penerapan preprocessing text. Hasil keseluruhan 50 data yang telah melewati penerapan algoritma text mining dapat menggunakan algoritma Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF).

3.2 Algoritma Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)

Penerapan algoritma Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) memerlukan kata kunci dari hasil penerapan text mining yang akan digunakan dalam pembobotan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Kata kunci yang dipakai untuk pembobotan dengan cara memilih beberapa kata kunci yang dianggap berkonotasi positif dan negatif. Kata kunci yang berkonotasi positif dan negatif yang akan digunakan dalam pembobotan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) dapat dilihat pada tabel 2 berikut:

Tabel 2. Kata Kunci Konotasi Positif dan Negatif

No	Konotasi Positif	Konotasi Negatif
1	turun	mahal
2	murah	susah
3	bagus	sedih
4	peduli	beban
5	salut	kurang
6	terjangkau	rugi
7	mantap	naik
8		rendah

Berdasarkan dari hasil kata kunci konotasi positif dan negatif yang telah ditentukan, maka dapat dilakukan pembobotan Term Frequency (TF). Pembobotan Term Frequency (TF) dengan menggunakan Microsoft Excel yang bertujuan untuk mencari frekuensi kemunculan kata kunci dalam sebuah dokumen. yang digunakan dalam pembobotan Term Frequency (TF) dapat di lihat pada tabel 3 berikut:

Tabel 3. Hasil Pembobotan Term Frequency (TF)

		Konotasi positif									
No	Kata kunci	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	...	D49	D50
1	turun	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0
2	murah	0	0	0	0	0	0	0	...	1	0
3	bagus	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0
4	peduli	1	0	0	0	0	0	0	...	0	0
5	salut	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0
6	terjangkau	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0
7	mantap	0	0	1	0	0	0	0	...	0	0
		Konotasi negatif									
No	Kata kunci	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	...	D49	D50
8	mahal	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0
9	susah	0	0	0	0	0	0	0	...	0	2

10 sedih	0	0	0	0	0	0	0	...	0	1
11 beban	1	0	0	0	0	0	0	...	0	0
12 kurang	1	0	0	0	0	0	0	...	0	0
13 rugi	0	0	0	0	0	0	0	...	1	0
14 naik	1	1	1	1	1	1	1	...	0	0
15 rendah	0	1	0	0	1	0	0	...	0	0

Setelah diperoleh hasil dari analisis Term Frequency (TF), maka langkah selanjutnya adalah melakukan analisis Inverse Document Frequency (IDF). Analisa Inverse Document Frequency (IDF) bertujuan untuk menghitung frekuensi seluruh dokumen yang mengandung kata kunci, yang digunakan untuk memperoleh hasil dalam pembobotan Inverse Document Frequency (IDF) dapat di lihat pada tabel 4 berikut:

Tabel 4. Hasil Pembobotan Inverse Document Frequency (IDF)

Konotasi Positif				
No	Kata Kunci	DF	N	$\log\left(\frac{N}{df_t}\right) + 1$
1	turun	4	50	2,097
2	murah	4	50	2,097
3	bagus	1	50	2,699
4	peduli	1	50	2,699
5	salut	1	50	2,699
6	terjangkau	1	50	2,699
7	mantap	1	50	2,699

Konotasi Negatif				
No	Kata Kunci	DF	N	$\log\left(\frac{N}{df_t}\right) + 1$
8	mahal	3	50	2,222
9	susah	2	50	2,398
10	sedih	1	50	2,699
11	beban	1	50	2,699
12	kurang	6	50	1,921
13	rugi	7	50	1,854
14	naik	35	50	1,155
15	rendah	3	50	2,222

Konotasi Positif				
No	Kata Kunci	DF	N	$\log\left(\frac{N}{df_t}\right) + 1$
1	bagus	4	50	2,097
2	mudah	2	50	2,398
3	murah	2	50	2,398
4	akurat	1	50	2,699
5	puas	1	50	2,699
6	percaya	1	50	2,699
7	jamin	1	50	2,699
8	selektif	1	50	2,699

Setelah diperoleh hasil dari pembobotan Inverse Document Frequency (IDF) menggunakan Microsoft Excel maka langkah selanjutnya adalah melakukan pembobotan Term Frequency-Document Frequency (TF-IDF). Pembobotan Term Frequency- Inverse Document Frequency (TF-IDF) bertujuan untuk menghitung frekuensi kata kunci konotasi positif dan negatif. Hasil dari Microsoft Excel dalam pembobotan Term Frequency- Inverse Document Frequency (TF-IDF) dapat dilihat pada tabel 5 berikut:

Tabel 5. Hasil Pembobotan Term Frequency- Inverse Document Frequency (TF-IDF)

Konotasi Positif									
No	Kata Kunci	D1	D2	D3	D4	D5	...	D49	D50
1	turun	0	0	0	0	0	...	0	0
2	murah	0	0	0	0	0	...	2,097	0
3	bagus	0	0	0	0	0	...	0	0
4	peduli	2,699	0	0	0	0	...	0	0
5	salut	0	0	0	0	0	...	0	0
6	terjangkau	0	0	0	0	0	...	0	0
7	mantap	0	0	2,699	0	0	...	0	0

Konotasi Negatif									
No	Kata Kunci	D1	D2	D3	D4	D5	...	D49	D50
8	mahal	0	0	0	0	0	...	0	0
9	susah	0	0	0	0	0	...	0	4,796
10	sedih	0	0	0	0	0	...	0	2,699
11	beban	2,699	0	0	0	0	...	0	0
12	kurang	1,921	0	0	0	0	...	0	0
13	rugi	0	0	0	0	0	...	1,8854	0
14	naik	1,1551,1551,1551,1552,310	...	0	0	0	...	0	0
15	rendah	0	2,22	0	0	2,222	...	0	0

Berdasarkan penjelasan di atas dari hasil pembobotan Term Frequency- Inverse Document Frequency (TF-IDF) dapat disimpulkan hasil pembobotan Term Frequency- Inverse Document Frequency (TF-IDF) yang menggunakan Microsoft Exce dari setiap kata kunci konotasi positif dan negatif. Hasil pembobotan konotasi positif dan negatif dapat dilihat pada tabel 6 berikut:

Tabel 6. Hasil Pembobotan Konotasi Positif dan Negatif

No	Konotasi positif	Bobot konotasi positif	Konotasi negatif	Bobot konotasi negatif
1	turun	10,485	mahal	6,666
2	murah	8,388	susah	7,194
3	bagus	2,699	sedih	2,699
4	peduli	2,699	beban	2,699
5	salut	2,699	kurang	11,525
6	terjangkau	2,699	rugi	12,977
7	mantap	2,699	naik	48,506
8			rendah	8,887
		Hasil konotasi positif dan negatif		
		positif		negatif
		32,367		101,153

Berdasarkan hasil konotasi positif dan konotasi negatif yang diperoleh pada hasil analisis algoritma Term Frequency- Inverse Document Frequency (TF-IDF), menggunakan Microsoft Excel dapat diperoleh total hasil bobot dari setiap kata kunci konotasi positif sebesar 32,367 dan setiap kata kunci konotasi negatif sebesar 101,153. Namun untuk mengetahui keseluruhan total hasil sentimen positif dan negatif mengenai naiknya bahan pokok bagi masyarakat dapat dilakukan perhitungan menggunakan rumus berikut:

$$Sentimen\ Positif = \frac{100}{Sentimen\ Positif + Sentimen\ Negatif} \times Sentimen\ Positif$$

$$= \frac{100}{32,367 + 101,153} \times 32,367 = 24,241\%$$

$$Sentimen\ Negatif = \frac{100}{Sentimen\ Negatif + Sentimen\ Positif} \times Sentimen\ Negatif$$

$$= \frac{100}{101,153 + 32,367} \times 101,153 = 75,759\%$$

Tabel 7. Hasil Sentimen

Sentimen	Hasil Sentimen
Positif	24,241%
Negatif	75,759%
Total Hasil Sentimen	100%

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan maka dapat dibuat kesimpulan sebagai berikut, penelitian ini menggunakan data tweet yang dimana menunjukkan sentimen negatif yang mendominasi dalam tanggapan masyarakat terkait naiknya harga bahan pokok. Kata yang mengandung konotasi positif dan negatif sangat berpengaruh untuk mendapatkan jumlah hasil sentimen positif dan negatif dari masyarakat terhadap kualitas layanan rumah sakit di Indonesia. Dari analisa sentimen berdasarkan data media sosial Twitter dengan penerapan algoritma text mining dan Term FrequencyInverse Document Frequency (TF-IDF) menggunakan Microsoft Excel mengetahui berapa jumlah konotasi positif dan negatif terhadap naiknya bahan pokok bagi masyarakat. Hasil dari analisa sentimen dengan penerapan algoritma text mining dan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) dapat mengetahui bagaimana sentimen masyarakat terkait naiknya bahan pokok. Pengaruh naiknya bahan pokok menunjukan hasil sentiment negatif berjumlah 75,759% yang



berarti Naiknya Harga Bahan Pokok mempengaruhi kepercayaan masyarakat dan mencerminkan ketidakpuasan yang luas.

REFERENCES

- [1] D. Rifaldi, Abdul Fadlil, and Herman, "Teknik Preprocessing Pada Text Mining Menggunakan Data Tweet 'Mental Health,'" *Decod. J. Pendidik. Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 2, pp. 161–171, 2023, doi: 10.51454/decode.v3i2.131.
- [2] D. Safryda Putri and T. Ridwan, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Pospay Dengan Algoritma Support Vector Machine," *J. Ilm. Inform.*, vol. 11, no. 01, pp. 32–40, 2023, doi: 10.33884/jif.v11i01.6611.
- [3] G. H. Setiawan and I. M. B. Adnyana, "Improving Helpdesk Chatbot Performance with Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) and Cosine Similarity Models," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 7, no. 2, pp. 252–257, 2023, doi: 10.30871/jaic.v7i2.6527.
- [4] N. Silalahi and Guidio Leonarde Ginting, "Rekomendasi Berita Berkaitan dengan Menerapkan Algoritma Text Mining dan TF-IDF," *Bull. Comput. Sci. Res.*, vol. 3, no. 4, pp. 276–282, 2023, doi: 10.47065/bulletincsr.v3i4.266.
- [5] A. Setiawan and R. R. Suryono, "Analisis Sentimen Ibu Kota Nusantara menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Naïve Bayes," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 183–192, 2024, doi: 10.29408/edumatic.v8i1.25667.
- [6] G. Airlangga, "Comparative Analysis of NLP Techniques for Hate Speech Classification in Online Communications," *G-Tech J. Teknol. Terap.*, vol. 8, no. 1, pp. 674–683, 2024, doi: 10.33379/gtech.v8i1.3959.
- [7] W. Ahmed, N. Semary, K. Amin, and M. Adel Hammad, "Sentiment Analysis on Twitter Using Machine Learning Techniques and TF-IDF Feature Extraction: A Comparative Study," *IJCI. Int. J. Comput. Inf.*, vol. 10, no. 3, pp. 52–57, 2023, doi: 10.21608/ijci.2023.236052.1128.
- [8] O. N. Julianti, N. Suarna, and W. Prihartono, "Penerapan Natural Language Processing Pada Analisis Sentimen Judi Online Di Media Sosial Twitter," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 3, pp. 2936–2941, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i3.9613.
- [9] N. Nurwanda, N. Suarna, and W. Prihartono, "Penerapan Nlp (Natural Language Processing) Dalam Analisis Sentimen Pengguna Telegram Di Playstore," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 2, pp. 1841–1846, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.8469.
- [10] E. Edwar, I. G. A. N. R. Semadi, M. Samsudin, and I. K. Dharmendra, "Perbandingan Metode Seleksi Fitur Pada Analisis Sentimen (Studi Kasus Opini PILKADA DKI 2017)," *INFORMATICS Educ. Prof. J. Informatics*, vol. 8, no. 1, p. 11, 2023, doi: 10.51211/itbi.v8i1.2408.
- [11] R. C. Rivaldi and T. D. Wismarini, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Produk Dengan Metode Natural Language Processing (NLP) (Studi Kasus Zalika Store 88 Shopee)," *J. Ilm. Elektron. DAN Komput.*, vol. 17, no. 1, pp. 120–128, 2024.
- [12] O. Manullang and C. Prianto, "Analisis Sentimen dalam Memprediksi Hasil Pemilu Presiden dan Wakil Presiden : Systematic Literature Review," *J. Inform. dan Teknol. Komput. (J-ICOM)*, vol. 4, no. 2, pp. 104–113, 2023, doi: 10.55377/jicom.v4i2.7723.
- [13] A. S. Pamungkas and N. Cahyono, "Analisis Sentimen Review ChatGPT di Play Store menggunakan Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbor," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–10, 2024, doi: 10.29408/edumatic.v8i1.24114.
- [14] M. D. Bimantara and I. Zufria, "Text Mining Sentiment Analysis on Mobile Banking Application Reviews using TF-IDF Method with Natural Language Processing Approach," *JINAV J. Inf. Vis.*, vol. 5, no. 1, pp. 115–123, 2024, doi: 10.35877/454ri.jinav2772.
- [15] M. Das, S. Kamalanathan, and P. Alphonse, "A Comparative Study on TF-IDF feature weighting method and its analysis using unstructured dataset," *CEUR Workshop Proc.*, vol. 2870, pp. 98–107, 2021.
- [16] K. Chouhan *et al.*, "Sentiment Analysis with Tweets Behaviour in Twitter Streaming API," *Comput. Syst. Sci. Eng.*, vol. 45, no. 2, pp. 1113–1128, 2023, doi: 10.32604/csse.2023.030842.
- [17] R. Olusegun, T. Oladunni, H. Audu, Y. A. O. Houkpati, and S. Bengesi, "Text Mining and Emotion Classification on Monkeypox Twitter Dataset: A Deep Learning-Natural Language Processing (NLP) Approach," *IEEE Access*, vol. 11, no. March, pp. 49882–49894, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3277868.