

Contents list available at [www.jurnal.unimed.ac.id](http://www.jurnal.unimed.ac.id)

## CESS (Journal of Computing Engineering, System and Science)

journal homepage: <https://jurnal.unimed.ac.id/2012/index.php/cess>



### Analisis Perbedaan Pendapat Netizen Indonesia tentang Presiden Jokowi sebelum dan sesudah Kenaikan Harga BBM

#### *Analysis of Indonesian Netizens' Dissent on President Jokowi before and after Fuel Price Increase*

Adi Mulia<sup>1</sup>, Ahmad Rizal Dzikrillah<sup>2\*</sup>

<sup>1,2</sup> Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. Hamka

Jl. Limau II No.2 Jakarta 12130

email: <sup>1</sup>[adimulial@uhamka.ac.id](mailto:adimulial@uhamka.ac.id), <sup>2</sup>[ahmadrizaldzikrillah@gmail.com](mailto:ahmadrizaldzikrillah@gmail.com)

#### ABSTRAK

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan yang didasarkan pada masalah yang muncul di masyarakat, yaitu kenaikan harga BBM. Metode klasifikasi sentimen yang diterapkan dalam penelitian ini adalah dengan menggunakan kamus korpus leksikon yang memperhitungkan nilai sentimen positif dan negatif. Peneliti lalu melakukan komparasi sentiment antara sebelum dan sesudah kebijakan kenaikan harga BBM. Selanjutnya, peneliti menerapkan topik pemodelan *Latent Dirichlet Allocation* atau (LDA) untuk mengetahui apakah perbincangan kenaikan harga BBM menjadi topik utama saat BBM naik. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa setelah mengumumkan kenaikan harga BBM pada bulan September 2022, Persentase tweet bersentimen negatif yang mengarah kepada Presiden Jokowi mengalami kenaikan jika dibandingkan dengan sebelum mengumumkan kenaikan harga BBM. Persentase tweet bersentimen positif yang mengarah kepada presiden Jokowi mengalami penurunan jika dibandingkan dengan sebelum menaikkan harga BBM. Pada bulan saat presiden Jokowi mengumumkan kebijakan kenaikan harga BBM yaitu pada bulan September 2022, topik perbincangan yang berkaitan dengan kebijakan kenaikan harga BBM merupakan topik perbincangan terpopuler pada tweet yang mengarah kepada Presiden Jokowi. 33,8 % tweet yang memperbincangkan kenaikan harga bahan bakar minyak adalah tweet yang bersentimen negatif dengan topik perbincangan terpopuler netizen bersentimen negatif adalah topik-topik yang berelasi kritik pada pemerintahan Jokowi.

**Kata Kunci:** *Komparasi Sentimen, Kenaikan Harga BBM, Presiden Jokowi*

#### ABSTRACT

*This research was based on a problem that arose in the community, which was the increase in fuel prices. The sentiment classification method applied by the researcher is by using a lexicon corpus dictionary that considers positive and negative sentiment values. The researcher then*

\*Penulis Korespondensi:

email: [ahmadrizaldzikrillah@gmail.com](mailto:ahmadrizaldzikrillah@gmail.com)

*compares sentiment between before and after the fuel price increase policy. Furthermore, the researcher applied Latent Dirichlet Allocation or (LDA) topic modeling to find out whether discussion of fuel price increase became the main topic when fuel rose. The results of this study show that after announcing the fuel price increase in September 2022, the percentage of negative tweets directed at President Jokowi has increased when compared to before announcing fuel price increase. The percentage of positive tweets directed at President Jokowi decreased when compared before raising fuel prices. In the month when President Jokowi announced fuel price increase policy, namely in September 2022, the topic of conversation related to fuel price increase policy was the most popular topic of conversation in tweets directed at President Jokowi. 33.8% of tweets that discussed fuel price increase negative tweets with the most popular topics of discussion netizens with negative sentiments topics related to criticism of Jokowi government.*

**Keywords:** *Sentiment Comparison, Fuel Price Increase, President Jokowi*

---

## **1. PENDAHULUAN**

Subsidi BBM senilai hampir 520 triliun memberikan beban yang berat pada APBN, sehingga Pemerintah menganggap penting untuk menaikkan harga BBM yang bersubsidi dan melakukan perhitungan yang teliti dan akurat untuk menentukan besaran kenaikan. Kenaikan harga akan berdampak pada inflasi harga secara simultan, dan secara eksponensial akan berpengaruh pada fundamental makro ekonomi Indonesia [1].

Terhitung sejak tanggal 3 September 2022, Pemerintah resmi menaikkan harga beberapa jenis BBM sebagai respons terhadap kenaikan harga minyak dunia. seperti Solar, Pertalite, dan Pertamax. Terjadi kenaikan harga Pertalite dari Rp 7.650 menjadi Rp 10.000 per liter, harga solar bersubsidi naik dari Rp 5.150 menjadi Rp 6.800 per liter, dan harga Pertamax naik dari Rp 12.500 menjadi Rp 14.500 per liter. Hal ini disebabkan oleh sanksi yang diberlakukan oleh AS dan Uni Eropa kepada Rusia, salah satu produsen minyak dunia. Sanksi tersebut berdampak pada APBN tahun 2022, di mana harga minyak semula diperkirakan sekitar \$63 per barel, tetapi kini meningkat secara signifikan menjadi \$100 per barel. yang menyebabkan kenaikan harga minyak dan membengkaknya anggaran subsidi energi [2].

Penelitian ini berfokus pada penggunaan media sosial dan kepentingan masyarakat yang meningkat terhadapnya. Tujuannya adalah untuk meningkatkan ketahanan analisis sentimen pada konteks politik dan partisipasi warga negara dengan mendeteksi frasa awal. Media sosial digunakan oleh pemerintah sebagai sumber informasi dan umpan balik, dan dapat dianggap sebagai solusi ideal untuk kebijakan masa depan dan untuk mengukur tanggapan masyarakat terhadap kebijakan pemerintah [3].

Pada dasarnya untuk mendapatkan hasil dari rumusan penelitian, maka peneliti mengolah sumber data twit netizen yang berkaitan dengan Jokowi 2 bulan sebelum dan sebulan setelah pengumuman kenaikan harga BBM. Peneliti lalu melakukan analisis sentimen opini netizen lalu membandingkan sentimen netizen antara sebelum dan sesudah kenaikan harga BBM. Peneliti juga melakukan analisis topik perbincangan terpopuler yang berkaitan dengan Presiden Jokowi sebulan setelah pengumuman kenaikan harga BBM.

## 2. TINJAUAN TEORI

### 2.1. Analisis Sentimen

Analisis sentimental ialah bidang studi yang menganalisis pendapat, sentimen, evaluasi, penilaian, sikap, dan emosi terhadap entitas seperti produk, jasa, organisasi, individu, isu, peristiwa, topik, dan atributnya [4]. Analisis sentimen merupakan suatu teknik pengolahan bahasa alami yang digunakan untuk melacak opini dan respon dari masyarakat. Teknik ini juga diungkapkan dalam bentuk blog, postingan, ulasan, komentar, dan tweet. Analisis sentimen dapat digunakan dalam berbagai hal, seperti untuk keperluan pemasaran dalam mengevaluasi keberhasilan kampanye iklan dan bahkan mengidentifikasi demografi yang menyukai atau tidak menyukai fitur atau kebijakan tertentu [5].

### 2.2. LDA (Latent Dirichlet Allocation (LDA))

LDA adalah metode topik modelling dan analisis yang umum digunakan untuk memproses dokumen besar. LDA merupakan model probabilistik generatif yang dapat digunakan untuk meringkas, mengklasifikasikan, dan memproses data besar dengan menghasilkan daftar topik yang diberi bobot untuk masing-masing dokumen [6].

*Latent Dirichlet Allocation* merupakan salah satu algoritma machine learning yang dikategorikan sebagai jenis Unsupervised. Unsupervised Machine Learning ialah Algoritma yang dapat dengan sendiri memprediksi label atau mengelompokkan data dengan melihat kemiripan antar struktur data.

### 2.3. Web Scraping

*Web scraping* adalah cara untuk mengambil informasi dari sebuah situs dan menyimpannya ke sistem file. Cara kerja *web scraping* dapat mengeliminasi kesalahan, duplikat, dan entri yang tidak lengkap dari data yang dikumpulkan dari sumber yang spesifik [7].

Selama memperoleh data, peneliti membutuhkan auth access yang diperoleh dari Twitter. Dengan menggunakan auth pada library ini, peneliti bisa mengakses API yang tersedia. Library ini menggunakan API Twitter untuk mencari tweet yang terkait dengan kata kunci yang telah dimasukkan. Peneliti memasukkan kata kunci yang berkaitan dengan tweet yang mengandung unsur yang tidak senonoh pada platform Twitter. Data tweet yang berhasil diambil kemudian disimpan dalam format CSV [8].

### 2.4. Lexicon Based

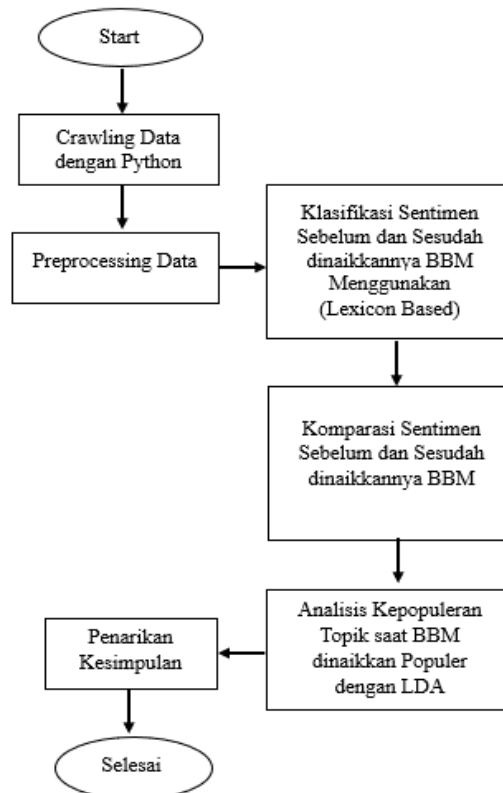
Polarity score digunakan untuk menentukan sentimen sebuah tanggapan terhadap perubahan cepat pada konten di situs media sosial. Metode ini melibatkan pengecekan kata per kata dalam setiap tanggapan terhadap kamus lexicon positif atau negatif. Jika prediksi polarity score  $> 0$ , maka sentimen positif, jika polarity score  $< 0$ , maka sentimen negatif, dan jika polarity score  $= 0$ , maka sentimen netral [9].

### 2.5. Subsidi BBM

Pemerintah membantu subsidi BBM melalui dana APBN dan terlibat dalam menentukan harga dan ketersediaannya di pasar domestik. Meskipun subsidi BBM dapat membantu meringankan beban masyarakat yang kurang mampu, namun sering kali tidak tepat sasaran karena digunakan oleh masyarakat yang tergolong mampu dengan kendaraan roda empat atau lebih [10].

### 3. METODE

Pada penelitian ini peneliti menggunakan metode *Web Scraping* dan pemodelan *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) guna mengklasifikasikan data dalam Analisis Sentimen dan Topik Perbincangan Netizen Indonesia Terkait Pengurangan Subsidi BBM. Peneliti mendapatkan data dari observasi tidak langsung yakni menggunakan hasil *crawling* data pada API Twitter. Secara garis besar gambar dibawah ini ialah tahapan yang peneliti lakukan dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Metode Penelitian

#### 3.1. Crawling Data Tweets

Peneliti menerapkan metode *crawling data/web scrapping* yakni menggunakan API Twitter yang diperoleh dari pembuatan akun developer yang akan memberikan API Key dan Access Token unik yang dimana setiap user developer twitter berbeda dan data diambil dari Jejaring Sosial Twitter. *Web scraping* merupakan proses mengekstraksi data dari web secara terprogram dan mengubahnya menjadi himpunan data terstruktur dan memungkinkan jumlah data yang lebih besar dikumpulkan dalam rentang waktu yang lebih singkat dan dengan cara otomatis yang meminimalkan kesalahan [11].

Pada awalnya peneliti berhasil memperoleh sebanyak 1000 data dari hasil *crawling* data tweet dengan menampilkan data frame sebanyak 100 data awal yang berupa 3 unsur diantaranya terdapat username sebagai pengguna yang melakukan tweet, tweetcreatedts sebagai tanggal dibuatnya tweet, dan text sebagai isi dari tweet tersebut.

Penelitian ini menggunakan 2 kata kunci : “Harga BBM naik”, dan “Presiden Jokowi”. Hipotesis selanjutnya yakni bertujuan guna mengetahui dari Presiden Joko Widodo ketika

sebelum kebijakan kenaikan harga BBM maupun sesudah dinaikannya harga BBM yang diperoleh dari respons dan opini yang sebelumnya sudah dianalisis.

### **3.2. Pre-processing Data**

Preprocessing data dilakukan dengan cara menangani nilai yang hilang mengikuti teknik mengabaikan tupel dengan nilai yang tidak lengkap. Tahap pra-proses umumnya ditujukan untuk membersihkan data sehingga pada proses pengolahan berikutnya lebih terstruktur [12].

#### **3.2.1. Cleaning**

Pada tahap ini setelah peneliti mendapatkan data melalui *web scraping* maka data tersebut masih perlu dilakukan pembersihan dari simbol, tweet kosong, duplicate tweet, emoticon, dan alamat url yang harus dihapus karena tidak dibutuhkan pada saat mengolah data [13]. Selanjutnya yakni pada tahap lexicon based dan classification dan data yang sudah dibersihkan akan menjadi sebuah data bersih tersimpan dalam format csv.

#### **3.2.2. Case Folding**

Pada tahap selanjutnya setelah didapatkannya kumpulan data bersih dari hasil proses cleaning, maka perlu dilakukannya penyesuaian semua huruf kapital menjadi huruf kecil semua berdasarkan abjad dari huruf 'a' sampai huruf 'z' [14]. Lalu selain karakter yang bukan merupakan huruf dan angka seperti spasi dan tanda baca, maka akan dikategorikan sebagai delimiter. Dan fungsi delimiter ini dapat pula dihilangkan dengan menggunakan sintak pada pemrograman Bahasa Python.

#### **3.2.3. Tokenizing**

Tokenizing merupakan suatu langkah setelah tahap case folding dimana tahapan ini Tokenisasi adalah tindakan memisahkan teks menjadi beberapa bagian yang disebut token, yang dapat berupa karakter, kata, atau kalimat, sebelum teks tersebut diolah lebih lanjut dengan algoritma atau teknik pemrosesan bahasa alami [15].

#### **3.2.4. Filtering**

Pada tahap ini berlaku setelah dilakukannya proses Tokenizing dimana stoplist membuang kata yang tidak penting dan wordlist menyaring serta menyimpan kata yang penting. Stopword merupakan suatu metode bag-of-words yang bertujuan menghapus kata yang tidak memiliki makna [16]. Contoh dari stopwords diantaranya menghapus kata penghubung yaitu "dan", "yang", "dari", "di", "serta" dan lain-lain.

#### **3.2.5. Stemming**

Selanjutnya pada tahap Stemming yakni dapat menghapus kata yang mempunyai imbuhan didalamnya menjadi sebuah kata dasar [17]. Dalam tahap ini pun masih belum mendukung untuk Bahasa Indonesia, dikarenakan library NLTK belum dapat merumuskan secara permanen kata baku Bahasa Indonesia. Peneliti menggunakan modul sastrawi guna menyederhanakan kata dalam tiap data menjadi Bahasa Indonesia.

#### **3.2.6. Translation**

Dalam tahap ini peneliti menggunakan sebuah library khusus yakni import googletrans dimana penginstalan modul ini diartikan sebagai sebuah data kata berbahasa Indonesia yang

diterjemahkan menjadi bahasa Inggris secara keseluruhan agar memudahkan pada proses selanjutnya yaitu dalam tahap *lexicon based* dan *classification* [18].

### **3.3. *Lexicon Based* untuk Klasifikasi Sentimen**

Pada tahap ini, penentuan skor atau pembobotan sebuah kata dengan nama variabel *compound\_score* yang sebelumnya sudah diterjemahkan kedalam Bahasa Inggris. Dimana untuk mengetahui kata yang terkandung dalam sebuah kalimat tersebut memiliki sentimen yang positif, negatif atau netral. Diberikan poin 1 untuk sentimen yang sifatnya positif, lalu poin 0 diberikan untuk sentimen yang sifatnya netral, kemudian poin -1 diberikan untuk sentimen yang sifatnya negatif.

Berikutnya pada masa sebelum dinaikkan BBM maupun setelah dinaikkan BBM. Dalam tahap ini ialah sebuah pemberlakuan label dan visualisasi pada kalimat yang telah diberikan skor, maka hasilnya dapat diketahui jumlah dari sentimen yang sifatnya positif, sentimen yang sifatnya negatif maupun sentimen yang sifatnya negatif secara otomatis.

Tahap selanjutnya, membandingkan jumlah bobot skor sentimen dari masa sebelum dinaikkan BBM maupun setelah dinaikkan BBM. Hal ini dilakukan dengan tujuan memperoleh hasil guna mengetahui pengaruh kebijakan terhadap popularitas Presiden RI.

### **3.4. Analisis Perbandingan *Trend* Sentimen Sebelum dan Sesudah Kebijakan**

Setelah klasifikasi sentimen didapatkan, maka peneliti mengelompokkan tweet berdasarkan waktu tweet diposting yaitu 2 bulan sebelum kebijakan(Juli-Agustus), dan sebulan saat kebijakan kenaikan harga BBM(September). Peneliti melakukan komparasi untuk mendapatkan trend sentimen netizen terhadap Jokowi sebelum dan sesudah kebijakan penurunan subsidi BBM dikeluarkan.

### **3.6. Analisis Kepopuleran Topik Perbincangan Netizen menggunakan LDA**

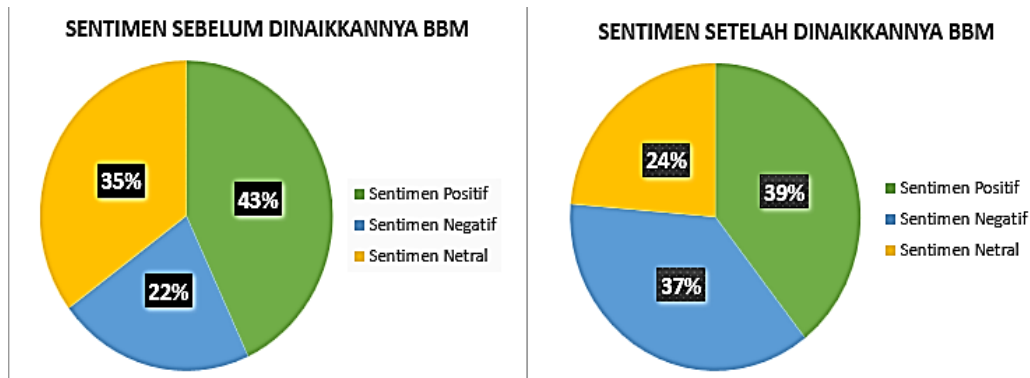
Berdasarkan rangkaian kegiatan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, pada dasarnya pengelompokan opini dan respons masyarakat Indonesia pada jejaring sosial twitter mengimplementasikan pemodelan *Latent Dirichlet Allocation* (LDA). Model cakupan topik yang peneliti klasifikasikan dipilih sebanyak 1 sampai 10 topik dimana range ini diambil diperuntukkan untuk mengambil sebuah topik bahasan yang terbaik. Sehingga memfokuskan topik apa saja yang populer serta sedang viral dibicarakan oleh netizen twitter. LDA adalah algoritma yang mampu mendeteksi topik dalam kumpulan dokumen dan memberikan informasi tentang seberapa sering topik itu muncul dalam koleksi dokumen dan pada dokumen tertentu [19].

Langkah berikutnya peneliti membuat *WordCloud* dan menggunakan LDA untuk menganalisis sentimen pada tweet-tweet, dengan menentukan 15 kluster topik agar hasilnya mudah diinterpretasikan.

## **4. HASIL DAN PEMBAHASAN**

### **4.1. Uji *Keyword* Presiden Jokowi**

Hasil komparasi sentimen menggunakan *lexicon* dengan memakai kata kunci “Presiden Jokowi” pada masa sebelum dan sesudah dinaikannya BBM dapat dilihat pada gambar 2 dibawah ini.



Gambar 2. Lexicon keyword "Presiden Jokowi"

Dari gambar 2 diperoleh hasil 87 poin bernilai sentimen positif dengan persentasenya 43,1 % dan 44 poin bernilai sentimen negatif dengan persentasenya 21,8 % serta 71 poin bernilai sentimen netral dengan persentasenya 35,1 % yang jumlah keseluruhan datanya berjumlah 202 data tweets pada saat sebelum dinaikkannya harga BBM.

Kemudian pada saat setelah dinaikkannya harga BBM diperoleh hasil 80 poin bernilai sentimen positif dengan persentasenya 39,4 % dan 75 poin bernilai sentimen negatif dengan persentasenya 37 % serta 48 poin bernilai sentimen netral dengan persentasenya 23,6 % yang jumlah keseluruhan datanya berjumlah 203 data tweets. Dari hasil perbandingan sentimen antara sebelum dan sesudah kebijakan kenaikan harga BBM, didapatkan adanya trend kenaikan persentase sentimen negatif terhadap Jokowi dari 21,8% sebelum kenaikan harga BBM menjadi 37% setelah kenaikan harga BBM. Sedangkan sentimen positif mengalami penurunan persentase dari 43,1% sebelum kenaikan harga BBM menjadi 39,4% setelah kenaikan harga BBM. Pada gambar 3 berikut ialah corpus yang divisualisasikan dalam bentuk wordcloud pada saat setelah dinaikkannya harga BBM.



Gambar 3. Wordcloud keyword "Presiden Jokowi"

Pada gambar berikut ialah kumpulan dari bentuk corpus yang bersentimen positif yang telah divisualisasikan dalam bentuk wordcloud pada saat setelah dinaikkannya harga BBM. Lalu gambar sebelah kanan berikutnya ialah kumpulan dari bentuk corpus yang bersentimen negatif yang telah divisualisasikan dalam bentuk wordcloud pada saat setelah dinaikkannya harga BBM.

Dari hasil gambar *Wordcloud* didapatkan hasil bahwa topik perbincangan yang terkait dengan bahan bakar minyak seperti 'fuel', 'price', 'bbm', 'increase' merupakan beberapa kata-kata yang sering diungkapkan orang di tweet yang berelasi dengan Presiden Jokowi setelah kebijakan kenaikan BBM resmi diumumkan. Peneliti telah memperoleh sejumlah perkiraan tema yang menjadi topik perbincangan, yakni bersumber dari kata-kata yang mewakili netizen di twitter menggunakan teknik pemodelan LDA yang dapat dilihat pada tabel 1 dibawah ini.

**Tabel 1.** Topik LDA Presiden Jokowi setelah BBM Naik

No	Perkiraan Tema	Kata-Kata yang mewakili
1.	Kekecewaan Publik	'pemerintah', 'tidak', 'peduli', 'rakyat', 'lapar', 'polri', 'bohong', 'transparan', 'kebijakan', 'bbm'
2.	Harapan Masyarakat	'beban', 'rakyat', 'sulit', 'naik', 'harga', 'bbm', 'inflasi', 'bantuan', 'bahan', 'pokok'
3.	Dampak Kenaikan BBM	'segala', 'aspek', 'langka', 'usaha', 'berkontribusi' 'dalam', 'hidup', 'pakai' 'sembako', 'pertamina'
4.	Subsidi Tak Tepat Sasaran	'nasionalis', 'tidak', 'rugi' 'negara', 'kasihan', 'rugi', 'melulu', 'sudah', 'orang', 'kaya'
5.	Demokrasi Rakyat	'mahasiswa', 'anarkis', 'demo', 'tak', 'dengar', 'aspirasi', 'bela', 'rakyat', 'jelata', 'buruh'
6.	Strategi Pemerintah	'ekonomi', 'pemulihan', 'agenda', 'pasar', 'murah', 'pelosok', 'nusantara', 'seluruh', 'bantu', 'sejahtera'
7.	Penyesuaian Tarif Tol	'masal', 'berat', 'guna', 'moda', 'jarak', 'umum', 'bus', 'tol', 'bantu', 'tempuh'
8.	Kinerja Kabinet	'tambahan', 'modal', 'usaha', 'mikro', 'kerja', 'kampanye', 'pembangunan', 'fokus', 'pasar', 'media'
9.	Masyarakat Panik Memorong BBM	'serbu', 'kemarin', 'harga', 'bbm', 'vivo', 'antri', pagi 'masyarakat', 'panik', 'beli'
10.	Pembangunan Infrastruktur	'bendungan', 'digital', 'menteri', 'bandara', 'pemeliharaan', 'pengembangan', 'dukungan', 'anggaran', 'semua', 'pihak'
11.	Pemeriksaan Laboratorium Tes PCR	'dengan', 'ketat', 'pasien', 'label', 'hasil', 'baik', 'ruangan', 'intruksi', 'masyarakat', 'laporan'
12.	Kampanye Politik	'menteri', 'sudah', 'niat', 'kontestasi', 'awak', 'media', 'fokus', 'bekerja', 'amanah', 'alat'
13.	Kunjungan Bilateral	'rasa', 'bangga', 'kecemasan', 'akhiri', 'perang', 'lagu', 'indonesia', 'raya', 'dalam', 'kenegaraan',
14.	Lambung Pangan	'kegiatan', 'logistik', 'dunia', 'kekurangan', 'mengalami', 'semua', 'ketersediaan', 'tanaman', 'tinjau', 'meminta'
15.	Hari Kemerdekaan	'panitia', 'nasional', 'identitas', 'tunggal', 'doa', 'kebaya', 'halaman', 'depan', 'istana', 'lapisan'

Pada tabel 1 menunjukkan hasil pengelompokan *tweet* berdasarkan topik yang diperoleh dari pemodelan LDA. Topik dengan nomor urut pertama adalah topik yang paling banyak dibicarakan oleh masyarakat, diikuti oleh nomor urut berikutnya dengan kata kunci "Presiden

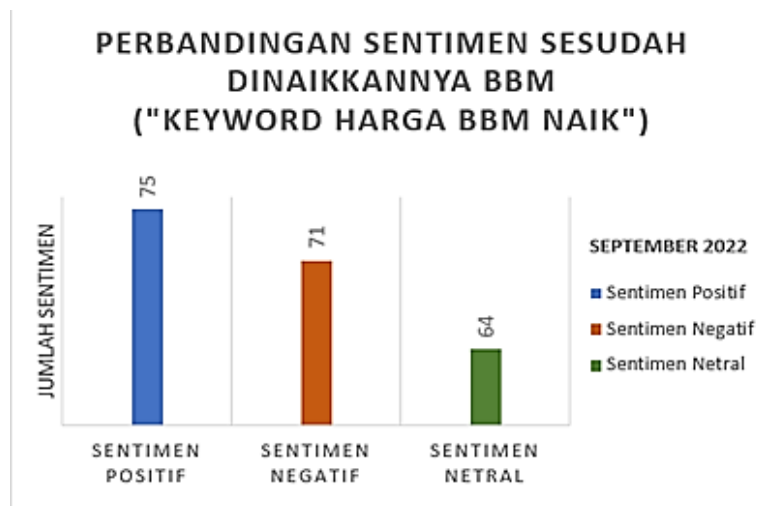


Jokowi". Dalam setiap topik, terdapat kata-kata yang mewakili topik tersebut, dengan kata yang paling awal adalah kata yang paling sering muncul dalam topik utama tersebut.

Dari tabel 1 tentang hasil clustering topik LDA didapatkan bahwa kata-kata yang berkaitan dengan kenaikan harga BBM seperti 'bbm', 'kebijakan', 'naik', 'harga' dan 'pertamina' muncul pada topik-topik terpopuler nomor 1, nomor 2, dan nomor 3 yang diperbincangkan netizen.

#### 4.2. Uji Keyword Harga BBM Naik

Berdasarkan hasil dari pembobotan sentimen menggunakan *lexicon* dengan memakai kata kunci "Harga BBM naik". Sentimen positif memiliki nilai yang paling besar diantara sentimen yang negatif maupun sentimen yang bersifat netral. Seperti gambar 4 dibawah ini.



Gambar 4. Lexicon keyword "Harga BBM Naik"

Dari gambar 4 diperoleh hasil 75 poin bernilai sentimen positif dengan persentasenya 35,7 % dan 71 poin bernilai sentimen negatif dengan persentasenya 33,8 % serta 64 poin bernilai sentimen netral dengan persentasenya 30,5 % yang jumlah keseluruhan datanya berjumlah 210 data *tweets*.

#### 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil komparasi sentimen netizen Indonesia terhadap Presiden Jokowi sebelum dan sesudah pengumuman kenaikan harga BBM, serta analisis kepopuleran topik perbincangan netizen terkait Presiden Jokowi saat kenaikan BBM, maka dapat disimpulkan bahwa setelah mengumumkan kenaikan harga BBM pada bulan September 2022, Persentase *tweet* bersentimen negatif yang mengarah kepada Presiden Jokowi mengalami kenaikan jika dibandingkan dengan sebelum mengumumkan kenaikan harga BBM. Persentase *tweet* bersentimen positif yang mengarah kepada presiden Jokowi mengalami penurunan jika dibandingkan dengan sebelum menaikkan harga BBM. Pada bulan saat presiden Jokowi mengumumkan kebijakan kenaikan harga BBM yaitu pada bulan September 2022, topik perbincangan yang berkaitan dengan kebijakan kenaikan harga BBM merupakan topik perbincangan terpopuler pada *tweet* yang mengarah kepada Presiden Jokowi. 33,8 % *twit* yang memperbincangkan kenaikan harga bahan bakar minyak adalah *twit* yang bersentimen negatif.

## REFERENSI

- [1] W. Wardani, S. Suriana, S. U. Arfah, Z. Zulaili, and P. S. Lubis, "Dampak kenaikan Bahan Bakar Minyak (BBM) Terhadap Inflasi dan Implikasinya Terhadap Makroekonomi di Indonesia," *All Fields Sci. J. Liaison Acad. Society*, vol. 2, no. 3, pp. 63–70, 2022, doi: 10.58939/afosj-las.v2i3.338.
- [2] M. R. Nurhusen, J. Indra, and K. A. Baihaqi, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Kenaikan Harga Bahan Bakar Minyak (BBM) Menggunakan Metode Logistic Regression," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 1, pp. 276–282, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i1.5491.
- [3] G. Appel, L. Grewal, R. Hadi, and A. T. Stephen, "The future of social media in marketing," *J. Acad. Mark. Sci.*, vol. 48, no. 1, pp. 79–95, 2020, doi: 10.1007/s11747-019-00695-1.
- [4] A. Alrumaih, A. Al-Sabbagh, R. Alsabah, H. Kharrufa, and J. Baldwin, "Sentiment analysis of comments in social media," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 10, no. 6, pp. 5917–5922, 2020, doi: 10.11591/ijece.v10i6.pp5917-5922.
- [5] A. Yahyadi and F. Latifah, "Analisis Sentimen Twitter Terhadap Kebijakan PPKM di Tengah Pandemi COVID-19 Menggunakan Mode LSTM," *J. Inf. Syst. Applied, Manag. Account. Res.*, vol. 6, no. 2, pp. 464–471, 2022, doi: 10.52362/jisamar.v6i2.791.
- [6] K. R. A. P. Santoso, A. Husna, N. W. Putri, and N. A. Rakhmawati, "Analisis Topik Tagar Covidindonesia pada Instagram Menggunakan Latent Dirichlet Allocation," *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 7, no. 1, pp. 1–9, 2022, doi: 10.14421/jiska.2022.7.1.1-9.
- [7] L. Tiara, H. Syaputra, W. Cholil, and A. H. Mirza, "Web Scraper Dan Graphql API Untuk Data Perguruan Tinggi Di Indonesia Berdasarkan Website Kementerian Ristekdikti (Studi Kasus: Website Kementerian Ristekdikti)," *J. Nas. Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 3, pp. 193–212, 2021, doi: 10.47747/jurnalnik.v2i3.533.
- [8] Y. Pratiwi, A. Yaqin, S. Informasi, F. I. Komputer, F. I. Komputer, and N. B. Classifier, "Klasifikasi Tweet Tidak Senonoh Twitter dengan Naïve Bayes Classifier," *e-Jurnal JUSITI (Jurnal Sist. Inf. dan Teknol. Informasi)*, vol. 1, no. 70, pp. 70–80, 2022, doi: 10.36774/jusiti.v11i1.912.
- [9] A. Syakur, "Implementasi Metode Lexicon Base Untuk Analisis Sentimen Kebijakan Pemerintah Dalam Pencegahan Penyebaran Virus Corona Covid-19 Pada Twitter," *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 26, no. 3, pp. 247–260, 2021, doi: 10.35760/ik.2021.v26i3.4720.
- [10] A. Hafzha Gustria Putri *et al.*, "Peran Pajak Dalam Rangka Realokasi Apbd Untuk Menanggulangi Kenaikan Harga Bbm," *J. Komun. Yust. Univ. Pendidik. Ganessa Progr. Stud. Ilmu Huk.*, vol. 5, no. November, pp. 451–458, 2022, doi: <https://doi.org/10.23887/jatayu.v5i3.55838>.
- [11] M. Dogucu and M. Çetinkaya-Rundel, "Web Scraping in the Statistics and Data Science Curriculum: Challenges and Opportunities," *J. Stat. Educ.*, vol. 29, no. 1, pp. 1–24, 2020, doi: 10.1080/10691898.2020.1787116.
- [12] N. M. A. J. Astari, Dewa Gede Hendra Divayana, and Gede Indrawan, "Analisis Sentimen Dokumen Twitter Mengenai Dampak Virus Corona Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *J. Sist. dan Inform.*, vol. 15, no. 1, pp. 27–29, 2020, doi: 10.30864/jsi.v15i1.332.
- [13] H. Syah and A. Witanti, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Vaksinasi Covid-19 Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (Svm)," *J. Sist. Inf. dan Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 59–67, 2022, doi: 10.47080/simika.v5i1.1411.

- [14] H. Ma'rifah, A. P. Wibawa, and M. I. Akbar, "Klasifikasi Artikel Ilmiah Dengan Berbagai Skenario Preprocessing," *Sains, Apl. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 2, p. 70, 2020, doi: 10.30872/jsakti.v2i2.2681.
- [15] D. Alita and A. R. Isnain, "Pendeteksian Sarkasme pada Proses Analisis Sentimen Menggunakan Random Forest Classifier," *J. Komputasi*, vol. 8, no. 2, pp. 50–58, 2020, doi: 10.23960/komputasi.v8i2.2615.
- [16] D. Normawati and S. A. Prayogi, "Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter," *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021, doi: 10.30645/j-sakti.v5i2.369.
- [17] A. Agung Nugraha and U. Budiyanto, "Adaptive E-Learning System Berbasis Vark Learning Style dengan Klasifikasi Materi Pembelajaran Menggunakan K-NN (K-Nearest Neighbor)," *Technomedia J.*, vol. 7, no. 2, pp. 248–261, 2022, doi: 10.33050/tmj.v7i2.1900.
- [18] P. Permata and Z. Abidin, "Statistical Machine Translation Pada Bahasa Lampung Dialek Api Ke Bahasa Indonesia," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 4, no. 3, p. 519, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i3.2116.
- [19] R. R. Kurniawan and I. Zufria, "Penerapan Text Mining Pada Sistem Penyeleksian Judul Skripsi Menggunakan Algoritma Latent Dirichlet Allocation (LDA)," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 11, no. 3, pp. 1036–1052, 2022, doi: 10.33022/ijcs.v11i3.3120.