



Analisis Sentimen Terhadap Bantuan Subsidi Upah (BSU) pada Kenaikan Harga Bahan Bakar Minyak (BBM)

Ulfa Kurniasih¹, Akrim Teguh Suseno^{2*}

¹ Fakultas Ekonomi dan Bisnis Islam, Program Studi Ekonomi dan Bisnis Islam, Universitas Islam Negeri K.H. Abdurrahman Wahid, Pekalongan, Indonesia

² Fakultas Sains dan Teknologi, Program Studi Teknologi Komputer, Institut Teknologi dan Sains Nahdlatul Ulama, Pekalongan, Indonesia

Email: ¹ulfa.kurniasih@iainpekalongan.ac.id, ^{2*}akrim.teguh@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: akrim.teguh@gmail.com

Abstrak—Bahan Bakar Minyak (BBM) merupakan komoditas yang sangat penting bagi masyarakat Indonesia. Kenaikan harga BBM akan berdampak pada ketidakstabilan perekonomian di Indonesia. Oleh sebab itu pemerintah membuat kebijakan dengan memberikan Bantuan Subsidi Upah (BSU) kepada masyarakat untuk menepis dampak dari kenaikan harga BBM. Namun terdapat berbagai tanggapan dari masyarakat terkait pemberian BSU pada kenaikan harga BBM khususnya di media sosial Twitter, ada yang mendukung namun juga ada yang tidak setuju. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis terhadap sentimen masyarakat Indonesia pada kebijakan pemerintah terkait pemberian BSU pada kenaikan harga BBM. Data yang digunakan adalah 795 tweet pada masing-masing kata kunci BBM dan kata kunci BSU. Data tersebut dibagi menjadi 2 yaitu data latih sebesar 263 dan 532 untuk data uji. Metode yang digunakan adalah klasifikasi dengan algoritma *Naïve Bayes*. Hasil analisis menunjukkan bahwa pada kata kunci BBM sentimen positif yang didapatkan yaitu 28,2% dan pada sentimen negatif yaitu 71,8%. Pada kata kunci BSU, sentimen positif sebesar 65,2% dan sentimen negatif 34,8%. Pada tingkat akurasi dengan metode ini mendapatkan hasil 82,64% dan presisi sebesar 92,89%. Oleh sebab itu dapat disimpulkan hasil sentimen masyarakat terhadap Bantuan Subsidi Upah (BSU) mendapatkan respon positif sedangkan pada kenaikan harga Bahan Bakar Minyak (BBM) mendapatkan respon negatif.

Kata Kunci: BBM; BSU; Klasifikasi; *Naïve Bayes*; Sentimen.

Abstract—Fuel Oil (BBM) is a very important commodity for the people of Indonesia. The increase in fuel prices will have an impact on economic instability in Indonesia. Therefore, the government makes a policy by providing Wage Subsidy Assistance (BSU) to the community to ward off the impact of rising fuel prices. However, there were various responses from the public regarding the provision of BSU on the increase in fuel prices, especially on Twitter social media, some were supportive but some did not agree. This study aims to analyze the sentiments of the Indonesian people on government policies related to the provision of BSU to the increase in fuel prices. The data used are 795 tweets on each keyword BBM and BSU. The data is divided into 2, training data of 263 and 532 for testing data. The method used is classification with *Naïve Bayes* algorithm. The results of the analysis show that the BBM keyword positive sentiment is 28.2%, and negative sentiment is 71.8%. For BSU keywords, positive sentiment is 65.2% and negative sentiment is 34.8%. At the level of accuracy with this method, the result is 82.64% and the precision is 92.89%. Therefore, it can be concluded that the results of public sentiment towards the Wage Subsidy Assistance (BSU) received a positive response, while the increase in the price of fuel oil (BBM) received a negative response.

Keywords: BBM; BSU; Classification; *Naive Bayes*; Sentiment.

1. PENDAHULUAN

Awal bulan September 2022 pemerintah menetapkan kebijakan kenaikan harga Bahan Bakar Minyak (BBM) di Indonesia. Kebijakan tersebut merupakan imbas dari peperangan yang terjadi di Eropa antara Rusia dan Ukraina yang menyebabkan terjadinya lonjakan harga minyak dunia[1]. Akibatnya, terjadi kegoncangan ekonomi yang terjadi secara signifikan terhadap harga minyak bumi, tidak terkecuali di Indonesia. Embargo terhadap perdagangan minyak Rusia memicu supply shock, sehingga menimbulkan konsekuensi kenaikan harga di pasar global[2][3]. Kenaikan harga minyak dunia turut memengaruhi lonjakan harga minyak mentah di Indonesia atau Indonesian Crude Price (ICP) mencapai 95,45 dollar AS per barrel. Sedangkan asumsi ICP pada APBN 2022 hanya 63 dollar AS per barrel. Meningkatnya suku bunga dan likuiditas tentu saja berdampak pada negara berkembang termasuk Indonesia sehingga menyebabkan lonjakan anggaran subsidi yang telah ada.

Di Indonesia, BBM merupakan komoditas yang sangat penting bagi masyarakat terutama bagi sektor ekonomi. Ketidakstabilan harga BBM dapat memengaruhi biaya operasional masyarakat dalam kegiatan sehari-hari. Kebijakan menaikkan harga BBM menuai kontroversi di seluruh media sosial, termasuk di media sosial Twitter. Selama beberapa hari sejak ditetapkannya kenaikan harga BBM, linimasa di Twitter dipenuhi oleh cuitan dengan kata kunci BSU dan BBM. Pro dan kontra yang hadir di tengah masyarakat menjadi menarik untuk diteliti dengan mengetahui tanggapan masyarakat. Berbagai metode yang dapat digunakan untuk menganalisis tanggapan masyarakat tersebut khususnya di media sosial. Banyak metode analisis yang dapat digunakan untuk menganalisis pendapat masyarakat salah satunya adalah sentimen analisis. Metode analisis sentimen mencari polaritas dari data khususnya melalui internet dengan melakukan analisis [4].

Penelitian mengenai analisis sentimen masyarakat terhadap kenaikan harga BBM pernah dilakukan oleh Mujahidin, dkk [2]. Penelitian ini dilakukan dengan melihat komentar yang dihasilkan platform Youtube dengan menggunakan metode Gaussian *Naïve Bayes*. Hasil penelitian tersebut menunjukkan nilai akurasi sebesar 74%. pada dataset tanpa *filtering stop word* dan model *fast textsizel00*. Berdasarkan hasil evaluasi, sistem yang dibangun dapat



mengklasifikasikan sentimen atau opini publik ke dalam sentimen positif dan sentiment negatif secara otomatis. Sementara itu, dari segi dampak ekonomi, penelitian mengenai dampak kenaikan BBM telah diteliti oleh [1]. Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan bahwa kenaikan BBM yang terjadi di Indonesia akan berdampak pada inflasi sehingga akan berpengaruh terhadap fundamental makro ekonomi Indonesia.

Penelitian lainnya dilakukan oleh Fungsiawan (2022) yang menyoroti kenaikan tarif ojek online yang merupakan imbas dari kenaikan BBM [5]. Dalam penelitian tersebut dinyatakan bahwa kenaikan tarif ojek online akan mendorong masyarakat untuk pindah ke moda transportasi lain bahkan kendaraan pribadi. Jika hal tersebut terus berlanjut maka dapat menambah tingkat kemacetan dan kerugian ekonomi di Indonesia. Penelitian tersebut serupa dengan penelitian Fithriyana, Rinda dkk (2014) yang menganalisis pengaruh kenaikan harga BBM pada tahun 2013 terhadap pergerakan saham. Dalam penelitian tersebut diketahui bahwa kenaikan BBM tahun 2013 berpengaruh negatif terhadap harga saham, nilai dan volume serta frekuensi perdagangan saham [6].

Dengan naiknya harga BBM, pemerintah melalui menteri keuangan menerapkan program Bantuan Subsidi Upah (BSU) yang ditetapkan dalam Peraturan Menteri Keuangan RI Nomor 134/PMK.07/2022 tentang Belanja Wajib Dalam Rangka Penanganan Dampak Inflasi Tahun Anggaran 2022 pada 5 September 2022 [3]. Dalam PerMen tersebut, dinyatakan bahwa untuk mengantisipasi dampak inflasi, perlu adanya kebijakan penganggaran belanja wajib perlindungan sosial melalui APBD tahun anggaran 2022 yang disalurkan oleh pemerintah daerah [7].

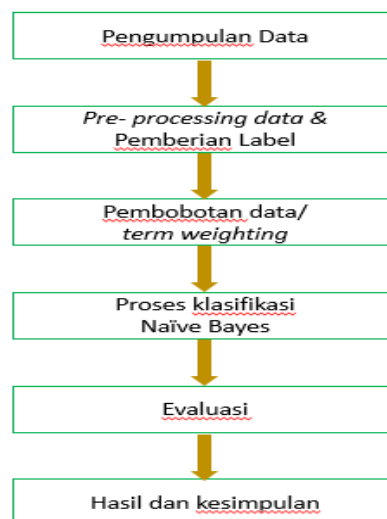
Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan oleh beberapa penulis tersebut di atas, peneliti tertarik untuk melakukan penelitian mengenai analisis sentimen masyarakat di media sosial Twitter terhadap kebijakan BSU pada kenaikan harga BBM dengan menggunakan metode *Gaussian Naïve Bayes*. Penelitian ini bertujuan untuk melihat kecenderungan opini publik pengguna Twitter di Indonesia dengan melihat apakah masyarakat cenderung beropini negatif, positif ataupun netral terhadap kebijakan yang dikeluarkan pemerintah pasca kenaikan harga BBM. Penelitian ini berupaya menganalisis opini publik dengan mempertimbangkan pesan yang diposting di Twitter. Pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan pengambilan data set dari Kaggle [8]. Data yang merupakan cuitan dari masyarakat pengguna Twitter tersebut dikelompokkan dengan label positif, negatif, maupun netral dengan menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier*.

Naive Bayes merupakan salah satu algoritma yang biasa digunakan untuk melakukan klasifikasi data [9]. Penelitian dengan metode klasifikasi yang menggunakan algoritma *Naive Bayes* untuk dokumen text sudah pernah dilakukan. Namun, perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya terletak pada tema dan data yang digunakan. Penelitian mengenai kebijakan BSU terhadap kenaikan BBM belum pernah diteliti di Indonesia terlebih dengan menggunakan data cuitan di Twitter. Dengan menggunakan metode klasifikasi algoritma *Naïve Bayes*, penelitian ini bertujuan untuk menentukan bagaimana tanggapan masyarakat tentang kebijakan pemberian bantuan BSU terhadap kenaikan harga BBM

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Dalam penelitian ini menggunakan metode klasifikasi dengan algoritma Naïve Bayes. Sumber data yang digunakan yaitu *tweet* media social twitter dengan ruang lingkup di indonesia. Adapun proses tahapan penelitian ini dapat ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

A. Pengumpulan data



Teknik pengumpulan data dilakukan menggunakan teknik *crawling* data Twitter dengan menggunakan *rapidminer* dengan rentang waktu dari 16 September 2022 hingga 29 September 2022. Kata kunci yang digunakan yaitu “BBM” dan “BSU”.

B. Pre-processing data dan pemberian label

Pada tahap *pre-processing* mencakup operasi untuk pembersihan data (seperti menangani penghapusan *noise* dan data yang tidak konsisten), transformasi data (data diubah dan dikonsolidasikan kedalam bentuk yang sesuai) dan reduksi data, termasuk seleksi dan ekstraksi fitur. Setelah melalui tahap *preprocessing* diharapkan menjadi data final yang dianggap benar dan berguna untuk algoritma data mining [10]. Pada penelitian lain *pre-processing* yang digunakan untuk mengambil dari sumber data media online yaitu *data cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, normalisasi, *stemming* dan *stopword removal* [11]. Pada penelitian ini *pre-processing* yang digunakan sebagai berikut :

- 1). *Cleaning* data dengan membersihkan *noisy data* maupun *missing value tweet* yang tidak berkaitan dengan kenaikan harga BBM dan pemberian BSU. Selain itu juga menghapus duplikasi *tweet* yang sama sehingga data yang digunakan lebih akurat.
- 2). Pada *case folding* merubah huruf besar pada *tweet* menjadi huruf kecil semua. Kemudian pada *tokenizing*, memecah kalimat pada setiap *tweet* menjadi per kata atau disebut dengan token [12]. Proses ini bertujuan untuk menyederhanakan teks yang digunakan sebagai input pada proses klasifikasi [13].
- 3). Proses selanjutnya normalisasi yaitu merubah kata-kata yang tidak standar seperti singkatan ataupun akronim menjadi kata baku asli [14].
- 4). Langkah selanjutnya adalah *stemming* yang bertujuan untuk menghilangkan imbuhan dari kata yang tidak diperlukan kemudian mengembalikan ke kata dasar [15]
- 5). Pada *stopword removal* yaitu menghapus kata-kata umum yang dianggap tidak berarti dan jumlah kemunculan yang banyak dalam teks [16].

C. Pembobotan data TF-IDF

Setelah dilakukan *pre-processing* data, langkah selanjutnya adalah pembobotan dengan *Term Frequency Inverse Document Frequency* atau biasa disebut TF-IDF. TF-IDF merupakan metode penentuan bobot sebuah kata dengan memberikan bobot yang berbeda untuk setiap kata dalam dokumen berdasarkan frekuensi kata per dokumen dan memberikan bobot frekuensi kata dalam semua dokumen tersebut [17].

D. Proses klasifikasi

Tahap selanjutnya adalah proses klasifikasi dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Suatu nilai atribut kelas yang tidak dapat mempengaruhi ataupun dipengaruhi nilai atribut lainnya, hal ini disebut dengan Naive yang berarti kemunculan term pada kalimat tidak dapat memberikan pengaruh pada kata lainnya [11]. Penerapan pada analisis sentimen, kata yang muncul memiliki bobot masing-masing yang dapat diketahui apakah kalimat tersebut negatif atau positif dengan menambahkan total bobot keseluruhannya.

E. Evaluasi

Proses ini akan menghitung performa dari hasil klafisikasi algoritma Naïve Bayes pada analisis sentimen. Evaluasi ini terdapat beberapa perhitungan yang digunakan yaitu presisi, *recall* dan *F-score*. Untuk mendapatkan niai dari perhitungan tersebut maka perlu membuat *confusion matrix* yang digunakan sebagai evaluasi hasil klasifikasi dataset menggunakan algoritma Naïve Bayes. Berikut adalah tabel evaluasi klasifikasi yang ditunjukkan pada tabel

Tabel 1. Confusion matrix

Nilai Aktual	Nilai Prediksi	
	Positif	Negatif
Positif	TP	FP
Negatif	FN	TN

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini implementasi analisis dilakukan melalui beberapa tahap yaitu pengumpulan data atau *crawling* data twitter, *pre-processing* disertai dengan pelabelan kata. Setelah dilakukan *pre-processing* maka akan dilakukan klasifikasi dengan mengunakan algoritma *Naïve Bayes*. Pada tahap evaluasi menggunakan beberapa perhitungan yang digunakan yaitu presisi, *recall* dan F-score. Berikut rincian tahap dalam implementasi sentimen analisis masyarakat terhadap bantuan subsidi upah (BSU):

3.1 Pengumpulan data

Dalam pengumpulan data dengan menggunakan teknik *crawling data* diperoleh 1942 *tweet* pada kata kunci BBM dan 859 *tweet* pada kata kunci BSU. Data tersebut termasuk *tweet* dari berita media massa maupun respons dari masyarakat terkait kata kunci BBM maupun BSU. Setelah itu data akan dilakukan *pre-processing* untuk



pembersihan dari data kotor hingga pemberian label pada *tweet* agar data tersebut siap untuk dianalisis. Contoh *crawling* data twitter yang berhasil diambil dapat ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil *Crawling* Data Twitter

Nama Pengguna	Tweet
@Tan_Mar3M	apalgi sjak BBM naik, makan warga cuma Mie Instant doang, jadi wajar daya otak lemah bawaan nya tidur mulu... 😞
@sadi dawoaini	makanya jgn beli bbm di pertamina. beli di shell vivo dll biar ga bebani pemerintah ye kan? klo bs ga usah laku sekalian jd pemilik mobil pribadi ga perlu ke pertamina lg kasian pemerintah ngasih subsidi mulu
@KemnakerRI	BSU ringankan beban pekerja saat harga BBM & Sembako naik
@Askrlfess	Saya belum terima BSU 2021,2022..padahal kawan kawan saya sudah pada terima
@jokowi	Dari Kota Baubau, siang tadi, saya ke Kabupaten Buton. Di sini saya kembali meninjau pemberian Bantuan Subsidi Upah (BSU) dan Bantuan Langsung Tunai BBM yang berlangsung di Kantor Pos Cabang Banabungi

3.2 Pre-processing data dan pemberian label

Pada tahap *pre-processing* dilakukan dengan 5 tahapan yaitu *cleaning data*, *case folding*, normalisasi, *stemming word* dan *stopword removal*. Hasil dari preprocessing dapat ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil *pre-processing* data

Fase Pre-processing	Hasil
Kalimat dasar	apalgi sjak BBM naik, makan warga cuma Mie Instant doang, jadi wajar daya otak lemah bawaan nya tidur mulu... 😞
<i>Cleaning data</i>	apalgi sjak BBM naik makan warga cuma Mie Instant doang, jadi wajar daya otak lemah bawaan nya tidur mulu
<i>Cases folding</i>	apalgi sjak bbm naik makan warga cuma mie instant doang, jadi wajar daya otak lemah bawaan nya tidur mulu
<i>Tokenizing</i>	'apalgi' 'sjak' 'bbm' 'naik' 'makan' 'warga' 'cuma' 'mie' 'instant' 'doang' 'jadi' 'wajar' 'daya' 'otak' 'lemah' 'bawaan' 'tidur' 'mulu'
Normalisasi	'apalagi' 'sejak' 'bbm' 'naik', 'makan' 'warga' 'cuma' 'mie' 'instant' 'doang' 'jadi' 'wajar' 'daya' 'otak' 'lemah' 'bawaan' 'tidur' 'mulu'
<i>Stemming word</i>	'apalagi' 'sejak' 'bbm' 'naik', 'makan' 'warga' 'cuman' 'mie' 'instan' 'doang' 'jadi' 'wajar' 'daya' 'otak' 'lemah' 'bawa' 'tidur' 'mulu'
<i>Stopword removal</i>	'bbm' 'naik' 'makan' 'warga' 'mie' 'instant' 'wajar' 'otak' 'lemah' 'tidur'

Pada proses *cleaning data* membersihkan *tweet* yang tidak berkaitan dengan kenaikan harga BBM dan BSU serta menghapus duplikasi *tweet* maupun retweet sehingga data yang digunakan lebih akurat. Selain itu menghapus karakter khusus dan link URL yang menjadi *noisy* pada kalimat *tweet*. Setelah melewati *cleaning data*, data yang dihasilkan yaitu 795 *tweet* untuk kata kunci BBM dan BSU. Pada *case folding* berfungsi mengubah semua huruf besar pada *tweet* menjadi huruf kecil sehingga mudah diolah di tahap selanjutnya. Kemudian dilakukan normalisasi untuk merubah kata yang tidak standar menjadi kata yang biasa digunakan kehidupan sehari-hari dalam bahasa Indonesia seperti pada kata 'apalg' diubah menjadi kata 'apalagi'. Setelah itu dilakukan *stemming word* untuk merubah kata pada setiap *tweet* menjadi kata baku seperti pada kata 'cuma' diubah menjadi 'cuman'. Pada langkah terakhir yaitu *stopword removal* yang bertujuan menghapus kata tambahan seperti kata penghubung di setiap *tweet* seperti kata 'apalagi', 'sejak' dan lainnya. Setelah dilakukan *pre-processing*, maka langkah selanjutnya adalah pelabelan positif dan negatif oleh ahli bahasa. Jumlah data *tweet* sebesar 795 dibagi menjadi 2 data yaitu data latih dan data uji. Data yang digunakan untuk data latih sebesar 263 *tweet* untuk kata kunci BBM dan BSU. Sedangkan untuk data uji yang digunakan yaitu 532 *tweet* untuk setiap kata kunci BBM maupun BSU. Hasil dari pelabelan data latih dapat ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pelabelan Data Latih

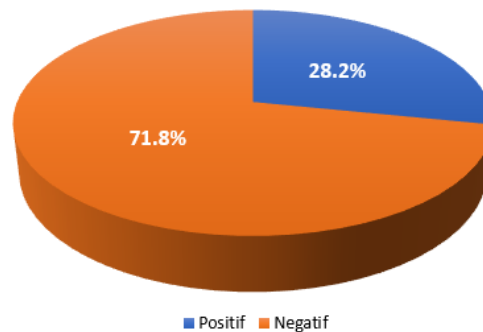
Kata Kunci	Positif	Negatif	Jumlah
BBM	104 (40%)	159 (60%)	263
BSU	151 (57%)	112 (43%)	263

3.2 Klasifikasi Naïve Bayes

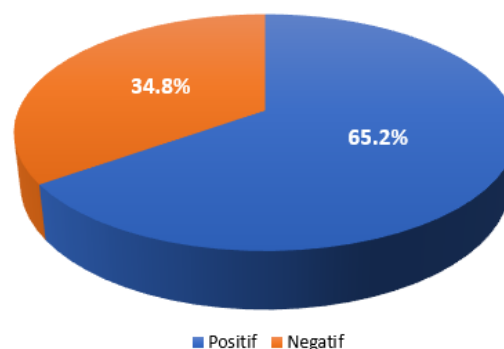
Proses klasifikasi dalam penelitian ini menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dan *tools* yang digunakan dalam proses ini adalah *rapidminer*. Input dari proses ini adalah data latih dan data uji. Data latih berfungsi sebagai input data



aktual sentimen positif maupun negatif yang kemudian diklasifikasikan dengan algoritma *Naïve Bayes* sehingga membentuk sebuah pola. Pola tersebut kemudian diimplementasikan pada data uji dari kata kunci BBM dan BSU sehingga membentuk prediksi sentimen positif dan negatif. Hasil prediksi dari data uji dari kata kunci BBM dapat ditunjukkan pada Gambar 2. Sedangkan hasil prediksi dari data uji dari kata kunci BSU dapat ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 2. Hasil Prediksi Kata Kunci “BBM”



Gambar 3. Hasil Prediksi Kata Kunci “BSU”

3.3 Evaluasi

Pada proses ini dilakukan setelah klasifikasi dengan algoritma *Naïve Bayes* selesai. Proses ini bertujuan untuk mengevaluasi hasil dari prediksi sentiment melalui nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall*. Nilai tersebut dapat menjadi acuan dalam performance hasil analisis algoritma *Naïve Bayes*. Hasil dari evaluasi dari proses klasifikasi *Naïve Bayes* dapat ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 4. Hasil Evaluasi

Kata Kunci	Accuracy	Precision	Recall
BBM	79,42%	90,26%	30,38%
BSU	83,85%	95,51%	29,44%
Rata-rata	81,64%	92,89%	29,91%

Berdasarkan hasil evaluasi pada Tabel 5, bahwa pada klasifikasi menggunakan algoritma *Naïve Bayes* dengan kata kunci BBM mendapatkan tingkat *accuracy* 79,42%, *precision* 90,26% dan *recall* 30,38%. Sedangkan pada kata kunci BSU mendapatkan tingkat *accuracy* 83,85%, *precision* 95,51% dan *recall* 29,44%. Untuk nilai rata pada masing-masing kata kunci yaitu *accuracy* sebesar 81,64%, *precision* 92,89% dan *recall* 29,91%.

4. KESIMPULAN

Penelitian mengenai analisis sentimen masyarakat terhadap Bantuan Subsidi Upah (BSU) pada kenaikan Bahan Bakar Minyak (BBM) dengan menggunakan metode klasifikasi algoritma *Naïve Bayes* dijelaskan dalam dua bagian analisis. Pada analisis pertama menggunakan kata kunci BBM mendapatkan nilai sentimen positif sebesar 28,2% dan nilai sentimen negatif sebesar 71,8%. Sedangkan pada kata kunci BSU mendapatkan nilai sentimen positif 65,2% dan sentimen negatif sebesar 34,8%. Pada hasil analisis tersebut dapat disimpulkan bahwa tanggapan masyarakat Indonesia terhadap kenaikan Bahan Bakar Minyak (BBM) di media sosial Twitter masih didominasi oleh sentimen negatif sedangkan pada pemberian Bantuan Subsidi Upah (BSU) tanggapan masyarakat Indonesia didominasi oleh sentimen positif. Penelitian ini juga menunjukan bahwa hasil evaluasi dari metode klasifikasi dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* mempunyai tingkat akurasi dan presisi yang cukup tinggi yaitu sebesar 81,64% dan 92,89%. Pada pengembangan selanjutnya diharapkan terdapat perbandingan algoritma *Naïve Bayes*



dengan algoritma klasifikasi yang lain sehingga terdapat perbandingan tingkat akurasi maupun presisi dalam analisis. Selain itu sumber data yang digunakan tidak hanya media sosial Twitter namun dapat menggunakan sumber data yang lain seperti Facebook, Instagram ataupun sumber data yang lain sehingga data yang digunakan lebih beragam dan analisis sentimen masyarakat Indonesia dapat lebih akurat.

REFERENCES

- [1] W. Wardani, S. Ummi Arfah, and P. Sojuangon Lubis, "Dampak kenaikan Bahan Bakar Minyak (BBM) Terhadap Inflasi dan Implikasinya Terhadap Makroekonomi di Indonesia," *All Fields of Science J-LAS*, vol. 2, no. 3, pp. 63–70, Sep. 2022, [Online]. Available: <https://j-las.lemkomindo.org/index.php/AFoSJ-LAS/index>
- [2] S. Mujahidin, B. Prasetyo, and M. C. C. Utomo, "Implementasi Analisis Sentimen Masyarakat Mengenai Kenaikan Harga BBM Pada Komentar Youtube Dengan Metode Gaussian naïve bayes," *Jurnal Vocational Teknik Elektronika dan Informatika*, vol. 10, no. 3, pp. 17–24, Sep. 2022, [Online]. Available: <http://ejournal.unp.ac.id/index.php/voteknika/index>
- [3] Tempo.co, "BLT BBM untuk Ojek, UMKM, Nelayan, dan Transportasi Umum Cair Oktober 2022 Lewat Pemda," *Nasional Tempo*, Jakarta, Sep. 12, 2022.
- [4] V. Kevin, S. Que, : Analisis, S. Transportasi, A. Iriani, and H. D. Purnomo, "Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Support Vector Machine Berbasis Particle Swarm Optimization (Online Transportation Sentiment Analysis Using Support Vector Machine Based on Particle Swarm Optimization)," 2020. [Online]. Available: www.tripadvisor.com,
- [5] Fungsiawan, "Kenaikan Tarif Ojek Online Berdampak Inflasi dan Penurunan Pendapatan Domestik Bruto (PDB)," *CEMERLANG : Jurnal Manajemen dan Ekonomi Bisnis*, vol. 2, no. 3, pp. 268–274, Aug. 2022.
- [6] R. Fithriyana, E. N. DP, and V. Ratnawati, "Analisis Pengaruh Kenaikan Harga Bahan Bakar Minyak (BBM) Terhadap Pergerakan Harga Saham (Seminggu Sebelum dan Sesudah Kenaikan BBM) Tahun 2013," *Jurnal Ekonomi*, vol. 22, no. 3, pp. 168–182, Sep. 2014.
- [7] Menteri Keuangan Republik Indonesia, "Peraturan Menteri Keuangan Republik Indonesia tentang Belanja Wajib dalam rangka Penanganan Dampak Inflasi Tahun Anggaran 2022," Jakarta, Sep. 2022.
- [8] W. Yulita *et al.*, "Analisis Sentimen Terhadap Opini Masyarakat Tentang Vaksin Covid-19 Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier," *JDMSI*, vol. 2, no. 2, pp. 1–9, 2021.
- [9] I. Verawati, "Algoritma Naïve Bayes Classifier Untuk Analisis Sentiment Pengguna Twitter Terhadap Provider By.u," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 6, pp. 1411–1417, Jul. 2022, doi: 10.30865/mib.v6i3.4132.
- [10] S. García, J. Luengo, and F. Herrera, *Data Preprocessing in Data Mining*, vol. 72. New York: Springer International Publishing, 2015. [Online]. Available: <http://www.springer.com/series/8578>
- [11] L. G. Irham, A. Adiwijaya, and U. N. Wisesty, "Klasifikasi Berita Bahasa Indonesia Menggunakan Mutual Information dan Support Vector Machine," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 3, no. 4, p. 284, Oct. 2019, doi: 10.30865/mib.v3i4.1410.
- [12] M. A. Rosid, A. S. Fitriani, I. R. I. Astutik, N. I. Mulloh, and H. A. Gozali, "Improving Text Preprocessing for Student Complaint Document Classification Using Sastrawi," in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, Jul. 2020, vol. 874, no. 1. doi: 10.1088/1757-899X/874/1/012017.
- [13] E. Sutoyo, A. Almaarif, and I. T. R. Yanto, "Sentiment Analysis of Student Evaluations of Teaching Using Deep Learning Approach," in *Lecture Notes in Networks and Systems*, 2021, vol. 254, pp. 272–281. doi: 10.1007/978-3-030-80216-5_20.
- [14] 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)," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 5, no. 2, p. 406, Apr. 2021, doi: 10.30865/mib.v5i2.2835.
- [15] Y. Handayani, A. R. Hakim, and Muljono, "Sentiment analysis of Bank BNI user comments using the support vector machine method," in *Proceedings - 2020 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication: IT Challenges for Sustainability, Scalability, and Security in the Age of Digital Disruption, iSemantic 2020*, Sep. 2020, pp. 202–207. doi: 10.1109/iSemantic50169.2020.9234230.
- [16] S. Fahmi, L. Purnamawati, G. F. Shidik, M. Muljono, and A. Z. Fanani, "Sentiment analysis of student review in learning management system based on sastrawi stemmer and SVM-PSO," in *Proceedings - 2020 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication: IT Challenges for Sustainability, Scalability, and Security in the Age of Digital Disruption, iSemantic 2020*, Sep. 2020, pp. 643–648. doi: 10.1109/iSemantic50169.2020.9234291.
- [17] D. E. Cahyani and I. Patasik, "Performance comparison of tf-idf and word2vec models for emotion text classification," *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, vol. 10, no. 5, pp. 2780–2788, Oct. 2021, doi: 10.11591/eei.v10i5.3157.