

Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Kampanye Sosial Pengurangan *Food Waste* di Indonesia

Ratna Dwi Lestari

Institut Teknologi Telkom Purwokerto

Isnaini Nurisusilawati

Institut Teknologi Telkom Purwokerto

Jalan D.I. Panjaitan No. 128, Karangreja, Purwokerto Kidul, Purwokerto Selatan Kabupaten Banyumas, Jawa Tengah, 53147

Korespondensi penulis: isnaini@ittelkom-pwt.ac.id

Abstract: *The remaining food waste in Indonesia reaches around 46.35 million tons, with economic losses reaching 23 million to 48 million tons per year. This condition has led to various campaigns to reduce food waste from people concerned about the problem of food waste. However, the increase in food waste campaigns has yet to be accompanied by a decrease in the volume of food waste in Indonesia. This research aims to determine public sentiment toward food waste campaigns on Instagram social media and determine the accuracy of the methods used in data classification. The method used is the Naïve Bayes Classifier method. The results obtained were from a total of 118 data regarding the food waste campaign; 79% data showed that the public had a positive sentiment, and 21% other data had a negative sentiment. The accuracy results of using sentiment analysis were 78.94%; this shows that the performance of the Naïve Bayes method in classifying data is quite good.*

Keywords: *sentiment analysis, food waste, campaign, social media, naive bayes classifier*

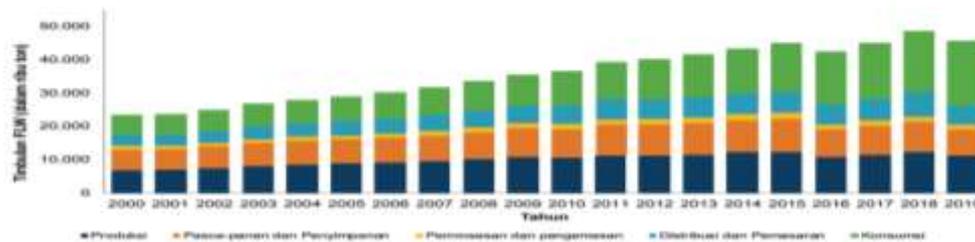
Abstrak: Sisa sampah makanan di Indonesia mencapai sekitar 15,187 juta ton per tahun 2023.. Kondisi ini menyebabkan munculnya berbagai macam kampanye untuk mengurangi adanya sampah makanan dari masyarakat yang merasa prihatin atas permasalahan sampah makanan ini. Namun, naiknya jumlah kampanye sampah makanan ini tidak diikuti dengan turunnya volume sampah makanan di Indonesia. Maka, penelitian ini bertujuan untuk mengetahui sentimen masyarakat terhadap kampanye sampah makanan yang ada di media sosial Instagram dan mengetahui akurasi metode yang digunakan dalam klasifikasi data. Metode yang digunakan yaitu metode Naïve Bayes Classifier. Hasil yang didapatkan yaitu dari total 118 data mengenai kampanye foodwaste, 79% data menunjukkan masyarakat bersentimen positif dan 21% data lainnya bersentimen negatif. Hasil akurasi analisis sentimen menggunakan sebesar 78.94%, hal ini menunjukkan bahwa performa metode Naïve Bayes dalam pengklasifikasian data sudah cukup baik.

Kata kunci: analisis sentimen, food waste, kampanye, media sosial, naive bayes classifier

LATAR BELAKANG

Permasalahan utama sampah di Indonesia bukan hanya mengenai sampah plastik saja, melainkan juga tentang sampah makanan. Pada tahun 2022, komposisi sampah terbesar di Indonesia adalah sampah makanan yang mencapai 40,32% dari jumlah seluruh sampah nasional (SIPSN, 2022). Sampah makanan di Indonesia mencapai 115-184 kg/kapita/tahun yang dapat dibagi menjadi dua kategori yaitu *food waste* dan *food loss*. *Food waste* merupakan masalah timbunan sampah makanan yang terjadi karena terbuang saat proses distribusi dan konsumsi. Sedangkan *food loss* merupakan masalah timbunan sampah makanan yang diakibatkan oleh kegagalan pada tahap produksi hingga pengemasan (Evan et al., 2022). Gambar 1.1 menunjukkan banyaknya *Food Loss* dan *Food Waste* di setiap tahap rantai pasok.

Selama 20 tahun, persentase *Food Loss* cenderung menurun sementara persentase *Food Waste* cenderung naik. Titik kritisnya timbulan *Food Loss* dan *Food Waste* (FLW) terbesar terjadi pada tahap konsumsi, dengan banyaknya *food waste* mencapai sekitar 5–19 juta ton/tahun (Bappenas, 2021).



Gambar 1 Timbulan *Food Loss* dan *Food Waste* (FLW) per Tahap Rantai Pasok (Bappenas, 2021)

Kondisi tersebut membuat banyak bermunculan kampanye sosial untuk menjaga lingkungan yang salah satu fokusnya adalah mengurangi *food waste*. Kampanye sosial menjadi salah satu cara yang efektif untuk mengurangi sampah makanan karena dapat memberikan informasi, membujuk, dan mempengaruhi masyarakat untuk tidak membuang makanan (Hidayat et al., 2018). Informasi yang terdapat dalam sebuah kampanye sampah makanan dapat memotivasi seseorang untuk mengurangi sampah makanan (Richter, 2017). Dalam pelaksanaannya, sosial media dapat menjadi sebuah alat yang efektif untuk melaksanakan kampanye sosial penurunan sampah makanan. Salah satu media sosial yang banyak digunakan oleh masyarakat Indonesia adalah *Instagram* dengan jumlah pengguna mencapai sekitar 90 juta per Desember 2023 (DataReportal, 2023). Dengan banyaknya pengguna, *Instagram* dapat menjadi salah satu sumber kampanye sampah makanan yang potensial.

Media sosial pada umumnya digunakan oleh masyarakat untuk mengungkapkan pendapat, pengalaman, dan komentar yang bersifat pribadi atau publik. Hal ini disebut sentimen yang dinilai dari komentar publik terhadap postingan dari pengguna di media sosial (Satria et al., 2022). Analisis sentimen adalah cara untuk mengumpulkan pendapat khalayak umum yang ada di jejaring sosial dan mengkategorikan pandangan yang diungkapkan dalam potongan teks (Aqlan et al., 2019). Analisis sentimen dapat digunakan untuk mengelompokkan polaritas dari sebuah kalimat dan menentukan kategori positif, negatif, atau netral dari kalimat atau pendapat (Petiwani et al., 2022). Dengan konsep tersebut, analisis sentimen juga dapat digunakan untuk menilai kinerja dari suatu produk atau jasa berdasarkan hasil dari klasifikasi sentimen.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengetahui klasifikasi sentimen publik pada media sosial *Instagram* mengenai kampanye pengurangan sampah makanan di Indonesia dan mengetahui akurasi hasilnya.

METODE PENELITIAN

Penelitian diawali dengan melakukan studi literatur terkait *food waste* dan analisis sentimen sehingga didapat rumusan masalah dan tujuan dari penelitian ini. Tahap selanjutnya adalah pengumpulan data melalui proses *crawling dan labelling data*. Proses *crawling data* dilakukan untuk mengumpulkan data yang berupa komentar tentang kampanye pengurangan sampah makanan yang ada di Instagram. Metode *crawling data* yang dilakukan adalah menggunakan *Web Scraper Data Miner* untuk media sosial Instagram. Kata kunci yang digunakan untuk pengumpulan data adalah “*Anti Food Waste*”, “*Don’t Waste Food*”, “*Stop Food Waste*”, dan “*Makan tanpa sisa*”. Data yang diambil berada di rentang waktu selama Mei 2022 – Mei 2023. Jumlah sampel data yang didapat adalah 118 sampel. Data yang sudah terkumpul kemudian dilakukan proses *labeling data* untuk menentukan sentimen terhadap data komentar yang didapatkan.

Data yang sudah berlabel kemudian dilakukan *Preprocessing* atau pembersihan data menggunakan *software Rapidminer* untuk mengubahnya menjadi data yang terstruktur. Tahap *Preprocessing* terdiri dari lima tahap yaitu *Cleansing, Case Folding, Tokenizing, Stopword Removal, dan Stemming*. Tahap *cleansing* dilakukan untuk membersihkan data dari *noise* yang tidak diperlukan. Tahap *case folding* merupakan tahap untuk mengubah semua huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil. Tahap *tokenizing* adalah tahap pemotongan kata untuk memisahkan kalimat menjadi potongan kata-kata supaya memudahkan dalam proses *stopword* dan *stemming*. Tahap *stopword removal* dilakukan untuk menghilangkan kata yang tidak penting yang tidak memiliki makna dan informasi yang dibutuhkan. Tahap *stemming* dilakukan untuk mencari kata dasar dari setiap kata dengan menghilangkan awalan dan akhiran.

Setelah tahap *preprocessing*, data akan diubah menjadi data berbentuk numerik dengan menggunakan metode pembobotan *Term Frequency Invers Document Frequency TF-IDF*. Metode TF-IDF memberikan bobot pada setiap kata kemudian menghitung jarak hubungan antara kata (*term*) terhadap dokumen. Metode ini menggabungkan konsep frekuensi munculnya sebuah kata di dalam sebuah dokumen dan inverse frekuensi dokumen yang mengandung kata tersebut (Deolika et al., 2019). Persamaan 2.1 digunakan pada nilai dari TF (Yanis, 2018).

$$TF_{(t)} = \frac{f_{t,d}}{\sum t,d} \quad (2.1)$$

Keterangan :

$f_{t,d}$ = Frekuensi setiap kata (t) muncul di dalam dokumen d

$\sum t,d$ = Total keseluruhan kata yang terdapat di dalam dokumen d.

Persamaan (2.2) untuk menghitung nilai IDF (*Inverse Document Frequency*).

$$IDF(t) = \log \frac{|D|}{f_{t,d}} \quad (2.2)$$

Keterangan:

|D| = Jumlah dokumen yang ada dalam koleksi

$f_{t,d}$ = Jumlah dokumen dimana muncul t di dalam dokumen D

Jadi, untuk menghitung nilai bobot *TF-IDF* dapat dilihat pada Persamaan (2.3).

$$TF-IDF = TF(t) \times IDF(t) \quad (2.3)$$

Langkah selanjutnya adalah melakukan klasifikasi dengan metode *Naïve Bayes Classifier*. Data hasil proses *preprocessing* sampai pembobotan kata dengan TF-IDF akan dilakukan klasifikasi sentimen.

Klasifikasi sentimen akan menggunakan data hasil proses *preprocessing* sampai pembobotan kata dengan *tf-idf*. Hasil klasifikasi sentimen yang diperoleh berupa sentimen positif dan negatif. Metode *Naïve Bayes Classifier* mengasumsikan bahwa keberadaan sebuah atribut (variabel) tidak ada kaitannya dengan keberadaan atribut (variabel) yang lain (Putro et al., 2020). Rumus algoritma *Naïve Bayes* dapat dilihat pada persamaan (2.4) (Ruhayana, 2019).

$$P(C|x) = \frac{p(x|C)p(C)}{p(x)} \quad (2.4)$$

Keterangan :

$P(C_i|X)$ = Probabilitas hipotesis C_i berdasarkan kondisi X (*Posterior probability*)

$P(X|C_i)$ = Probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis C_i (*likelihood*)

$P(C_i)$ = probabilitas hipotesis C_i (*Prior probability*)

$P(X)$ = Jumlah probabilitas X yang muncul

Langkah terakhir adalah menilai performansi *classifier* dalam mengklasifikasi data. Penilaian performansi akan dilakukan menggunakan *confusion matrix* yaitu matriks yang digunakan untuk memperoleh jumlah ketepatan klasifikasi benar dan salah oleh *classifier*. *Confusion matrix* digambarkan pada Tabel 1 dengan kolom menggambarkan nilai sebenarnya dan baris menggambarkan nilai prediksi dari model (Ting, 2017).

Tabel 1. *Confusion Matrix*

	<i>True Class Positive</i>	<i>True Class Negative</i>
<i>Predicted Class Positive</i>	<i>True Positive (TP)</i>	<i>False Positive (FP)</i>
<i>Predicted Class Negative</i>	<i>False Negative (FN)</i>	<i>True Negative (TN)</i>

Berdasarkan Tabel 1, jika prediksi yang dilakukan oleh *classifier* terhadap model berlabel tepat, maka akan dihitung sebagai *True Positive (TP)* jika berlabel positif dan dihitung *True Negative (TN)* jika berlabel negatif. Jika prediksi yang dilakukan salah, maka akan dihitung sebagai *False Positive (FP)* jika berlabel positif dan dihitung *False Negative (FN)* jika berlabel negatif. Performa *Confusion matrix* akan dilihat dari jumlah prediksi yang tepat baik

positif maupun negatif. Pengujian tingkat akurasi dilakukan dengan menghitung *precision*, *recall*, *F1-Score*, dan *Accuracy*. *Precision* menyatakan banyaknya data prediksi positif yang tepat terhadap banyaknya data yang diprediksi positif. Persamaan (2.5) digunakan untuk menghitung *Precision* (Dalianis, 2018).

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.5)$$

Recall menyatakan banyaknya data yang diprediksi positif terhadap banyaknya data yang riil positif. Persamaan (2.6) digunakan untuk menghitung nilai *Recall* (Dalianis, 2018).

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.6)$$

F1-Score adalah rata-rata harmonic antara *precision* dan *recall*. Persamaan (2.7) adalah rumus untuk menghitung *F1-Score*.

$$F1-Score = 2x \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.7)$$

Accuracy adalah proporsi dari banyaknya data nilai *true* yang dibandingkan dengan semua data yang diambil. Persamaan (2.8) adalah rumus untuk menghitung *accuracy*.

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{TP+TN+FP+FN} \quad (2.8)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan dan Pelabelan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu komentar dari media sosial *Instagram* tentang opini masyarakat mengenai kampanye *food waste* di Indonesia. Pengumpulan data dilakukan dengan metode *web scraping*. Metode *web scraping* dilakukan untuk pengambilan data di *Instagram* dengan menggunakan *web scraper Data Miner*. Data yang dikumpulkan sebanyak 118 data dengan beberapa kata kunci yaitu “*Anti Food Waste*”, “*Don’t Waste Food*”, “*Stop Food Waste*”, dan “*Makan tanpa sisa*“. Data yang diambil merupakan komentar khusus yang berbahasa Indonesia dan memiliki rentang waktu dari Mei 2022 sampai Mei 2023. Beberapa contoh hasil pengumpulan sampel data dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Hasil Pengambilan Data

Komentar
litha_bima Mmg perlu sosialisasi dr berbagai kalangan ttg <i>food waste</i> itu bnyak dampaknya .. <i>well nice</i> info min 🙌🙌
endah_suryani27 Siap , yuk bareng2 mengkampanyekan bijak konsumsi makanan , supaya bumi ini tetap indah dan terjaga kelestarian nya ❤️
sabia.putri Keren @surplusindonesia selangkah lebih maju🙌 Semoga kedepannya lebih banyak menggandeng perusahaan2 yang berkontribusi untuk menyelamatkan bumi kita ya

Data yang telah diperoleh selanjutnya dilakukan proses pelabeian data. Pelabelan data dilakukan dengan melabeli beberapa data yang dilakukan secara manual. Pelabelan data tidak dilakukan pada keseluruhan data, namun hanya sebagian data saja. Hal itu dikarenakan akan memerlukan banyak waktu apabila data yang diperoleh dalam jumlah besar. Untuk mengurangi

subjektifitas dalam pelabelan data, pelabelan data ini dilakukan dengan teknik *crowdsourcing*. Teknik ini dilakukan dengan cara menyuruh beberapa orang untuk melakukan pelabelan data dan hasil mayoritas menunjukkan nilai sentimen dari data tersebut. Pada penelitian ini menggunakan 5 orang sebagai pemberi label. Misalnya dari 5 orang, jika 4 diantaranya menyatakan bahwa data tersebut bernilai positif dan 1 orang menyatakan data tersebut bernilai negatif, maka data tersebut berarti bernilai positif. Hasil pelabelan data pada beberapa sampel data dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3 Hasil Pelabelan Data

Komentar	Sentimen
litha_bima Mmg perlu sosialisasi dr berbagai kalangan ttg <i>food waste</i> itu bnyak dampaknya .. <i>well nice</i> info min 👍👍	positif
endah_suryani27 Siap , yuk bareng2 mengkampanyekan bijak konsumsi makanan , supaya bumi ini tetap indah dan terjaga kelestarian nya 🤍	positif
sabia.putri Keren @surplusindonesia selangkah lebih maju👍 Semoga kedepannya lebih banyak menggandeng perusahaan2 yang berkontribusi untuk menyelamatkan bumi kita ya	positif

Berdasarkan pelabelan data pada Tabel 3, dapat diketahui bahwa komentar “litha_bima|Mmg perlu sosialisasi dr berbagai kalangan ttg *food waste* itu bnyak dampaknya .. *well nice* info min 👍👍” bersentimen positif. Sedangkan, untuk komentar “veemario|Menurut gw, makanan yang kita buang ga ngaruh amat, ujung ujungnya juga jadi pupuk kan” bersentimen negatif.

Preprocessing Data

Proses *Preprocessing data* dilakukan dalam beberapa tahap yaitu:

1. Cleansing

Tahap *cleansing* dilakukan untuk membersihkan data dari *noise* yang tidak dipakai. Kata-kata yang dihilangkan seperti *hashtag*, *username*, *url*, *email* serta tanda baca. Tabel 4 menunjukkan Berikut hasil dari proses *cleansing data* yang dapat dilihat pada Tabel 4

Tabel 4 *Cleansing Data*

Sebelum	Sesudah
litha_bima Mmg perlu sosialisasi dr berbagai kalangan ttg <i>food waste</i> itu bnyak dampaknya .. <i>well nice</i> info min 👍👍	Mmg perlu sosialisasi dr berbagai kalangan ttg <i>food waste</i> itu bnyak dampaknya <i>well nice</i> info min
endah_suryani27 Siap , yuk bareng2 mengkampanyekan bijak konsumsi makanan , supaya bumi ini tetap indah dan terjaga kelestarian nya 🤍	Siap yuk bareng mengkampanyekan bijak konsumsi makanan supaya bumi ini tetap indah dan terjaga kelestarian nya
sabia.putri Keren @surplusindonesia selangkah lebih maju👍 Semoga kedepannya lebih banyak menggandeng perusahaan2 yang berkontribusi untuk menyelamatkan bumi kita ya	Keren selangkah lebih maju Semoga kedepannya lebih banyak menggandeng perusahaan yang berkontribusi untuk menyelamatkan bumi kita ya

Berdasarkan Tabel 4, dapat dilihat bahwa setelah proses *cleansing data* informasi seperti *hashtag*, *username*, *emoticon* serta tanda baca sudah dibersihkan. Contoh proses *cleansing data* yaitu pada komentar “sabia.putri|Keren @surplusindonesia selangkah lebih maju👍” setelah proses *cleansing data* berubah menjadi “Keren selangkah lebih maju”.

2. Case folding

Tahap ini merupakan tahap untuk mengubah semua huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil. Berikut ini hasil dari proses *case folding* yang dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5 Case Folding

Sebelum	Sesudah
Mmg perlu sosialisasi dr berbagai kalangan ttg food waste itu bnyak dampaknya well nice info min	mmg perlu sosialisasi dr berbagai kalangan ttg food waste itu bnyak dampaknya well nice info min
Siap yuk bareng mengkampanyekan bijak konsumsi makanan supaya bumi ini tetap indah dan terjaga kelestarian nya	siap yuk bareng mengkampanyekan bijak konsumsi makanan supaya bumi ini tetap indah dan terjaga kelestarian nya
Keren selangkah lebih maju Semoga kedepannya lebih banyak menggandeng perusahaan yang berkontribusi untuk menyelamatkan bumi kita ya	keren selangkah lebih maju semoga kedepannya lebih banyak menggandeng perusahaan yang berkontribusi untuk menyelamatkan bumi kita ya

Berdasarkan Tabel 5, dapat diketahui bahwa setelah proses *case folding* semua huruf kapital diubah menjadi huruf kecil. Contoh *case folding* dapat dilihat pada komentar “Bener banget nih yuk jaga bumi kita untuk kebaikan semua” setelah proses *case folding* berubah menjadi “bener banget nih yuk jaga bumi kita untuk kebaikan semua”.

3. Tokenizing

Tahap ini merupakan tahap pemotongan kata untuk memisahkan kalimat menjadi potongan kata-kata supaya memudahkan dalam proses *stopword* dan *stemming*. Tabel 6 menunjukkan hasil dari proses *tokenizing*.

Tabel 6 Tokenizing

Sebelum	Sesudah
mmg perlu sosialisasi dr berbagai kalangan ttg food waste itu bnyak dampaknya well nice info min	“mmg”, “perlu”, “sosialisasi”, “dr”, “berbagai”, “kalangan”, “ttg”, “food”, “waste”, “itu”, “bnyak”, “dampaknya”, “well”, “nice”, “info”, “min”
siap yuk bareng mengkampanyekan bijak konsumsi makanan supaya bumi ini tetap indah dan terjaga kelestarian nya	“siap”, “yuk”, “bareng”, “mengkampanyekan”, “bijak”, “konsumsi”, “makanan”, “supaya”, “bumi”, “ini”, “tetap”, “indah”, “dan”, “terjaga”, “kelestarian”, “nya”
keren selangkah lebih maju semoga kedepannya lebih banyak menggandeng perusahaan yang berkontribusi untuk menyelamatkan bumi kita ya	“keren”, “selangkah”, “lebih”, “maju”, “semoga”, “kedepannya”, “lebih”, “banyak”, “menggandeng”, “perusahaan”, “yang”, “berkontribusi”, “untuk”, “menyelamatkan”, “bumi”, “kita”, “ya”

Berdasarkan Tabel 6, dapat diketahui bahwa setelah proses *tokenizing* kalimat tersebut diubah menjadi potongan kata-kata. Contoh *tokenizing* dapat dilihat pada komentar “Bener banget nih yuk jaga bumi kita untuk kebaikan semua” setelah proses *tokenizing* berubah menjadi potongan kata seperti “bener”, “banget”, “nih”, “yuk”, “jaga”, “bumi”, “kita”, “untuk”, “kebaikan”, “semua”.

4. Stopword removal

Tahap *stopword removal* dilakukan untuk menghilangkan kata yang tidak memiliki makna dan informasi yang dibutuhkan. *Stopword* adalah kata umum yang biasa muncul dalam jumlah besar dan dianggap tidak memiliki makna sehingga kata tersebut harus dihilangkan misal “yang”, “dan”, “di”, “dari”, dll. Dengan penghapusan kata-kata yang memiliki

informasi rendah dari sebuah kalimat, diharapkan dapat fokus pada kata-kata penting sebagai gantinya. Berikut ini contoh hasil dari proses *stopword removal* yang dapat dilihat pada Tabel 7

Tabel 7 *Stopword Removal*

Sebelum	Sesudah
“mmg”, “perlu”, “sosialisasi”, “dr”, “berbagai”, “kalangan”, “ttg”, “food”, “waste”, “itu”, “banyak”, “dampaknya”, “well”, “nice”, “info”, “min”	“sosialisasi”, “kalangan”, “food”, “waste”, “banyak”, “dampaknya”, “well”, “nice”, “info”
“siap”, “yuk”, “bareng”, “mengkampanyekan”, “bijak”, “konsumsi”, “makanan”, “supaya”, “bumi”, “ini”, “tetap”, “indah”, “dan”, “terjaga”, “kelestarian”, “nya”	“bareng”, “mengkampanyekan”, “bijak”, “konsumsi”, “makanan”, “bumi”, “indah”, “terjaga”, “kelestarian”
“keren”, “selangkah”, “lebih”, “maju”, “semoga”, “kedepannya”, “lebih”, “banyak”, “menggandeng”, “perusahaan”, “yang”, “berkontribusi”, “untuk”, “menyelamatkan”, “bumi”, “kita”, “ya”	“keren”, “selangkah”, “maju”, “semoga”, “kedepannya”, “menggandeng”, “perusahaan”, “berkontribusi”, “menyelamatkan”, “bumi”

Berdasarkan Tabel 7, dapat diketahui bahwa setelah proses *tokenizing* selanjutnya kalimat tersebut dilakukan proses *stopword removal*. Contoh *stopword removal* dapat dilihat pada komentar “mmg”, “perlu”, “sosialisasi”, “dr”, “berbagai”, “kalangan”, “ttg”, “food”, “waste”, “itu”, “banyak”, “dampaknya”, “well”, “nice”, “info”, “min” setelah proses *stopword removal* berubah menjadi potongan kata seperti “sosialisasi”, “kalangan”, “food”, “waste”, “banyak”, “dampaknya”, “well”, “nice”, “info”.

5. Stemming

Tahap *stemming* dilakukan untuk mencari kata dasar dari setiap kata dengan menghilangkan awalan dan akhiran. Tabel 8 menunjukkan hasil dari proses *stemming*.

Tabel 8 *Stemming*

Sebelum	Sesudah
“sosialisasi”, “kalangan”, “food”, “waste”, “banyak”, “dampaknya”, “well”, “nice”, “info”	“sosialisasi”, “kalangan”, “food”, “waste”, “banyak”, “dampak”, “well”, “nice”, “info”
“bareng”, “mengkampanyekan”, “bijak”, “konsumsi”, “makanan”, “bumi”, “indah”, “terjaga”, “kelestarian”	“bareng”, “kampanye”, “bijak”, “konsumsi”, “makanan”, “bumi”, “indah”, “jaga”, “lestari”
“keren”, “selangkah”, “maju”, “semoga”, “kedepannya”, “menggandeng”, “perusahaan”, “berkontribusi”, “menyelamatkan”, “bumi”	“keren”, “langkah”, “maju”, “semoga”, “depan”, “gandeng”, “perusahaan”, “kontribusi”, “selamat”, “bumi”

Berdasarkan Tabel 8, dapat diketahui bahwa potongan kata-kata tersebut telah diubah menjadi kata dasar dengan menghilangkan imbuhan pada setiap kata. Contoh proses *stemming* yaitu pada kata “mengkampanyekan”, setelah proses *stemming* kata tersebut diubah menjadi “kampanye”.

Pembobotan Data

Data yang telah melalui proses *preprocessing data* dan telah menjadi *dataset* yang akan digunakan untuk proses selanjutnya yaitu proses pembobotan data. Metode TF-IDF digunakan untuk melakukan pembobotan data sehingga dapat diketahui seberapa sering kata yang muncul pada sebuah data atau dokumen. Berdasarkan hasil *preprocessing data* yang dilakukan, dapat diketahui frekuensi kata yang banyak diungkapkan oleh masyarakat mengenai

kampanye pengurangan *food waste*, kata yang sering muncul dapat divisualisasikan dalam bentuk *wordcloud* yang dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 2 Wordcloud

Berdasarkan gambar 2, dapat diketahui bahwa semakin besar ukuran huruf menunjukkan bahwa kata tersebut yang paling sering muncul pada seluruh dokumen. Kata yang sering muncul pada data dalam penelitian ini yaitu kata “makanan”. Kata-kata tersebut selanjutnya diberikan bobot pada setiap kata dengan menggunakan metode *TF-IDF*. Hasil pembobotan data menggunakan metode *TF-IDF* dengan menggunakan sampel 10 dokumen data dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9 Hasil Pembobotan Data

Term/Kata	TF-IDF									
	d1	d2	d3	d4	d5	d6	d7	d8	d9	d10
makanan	0	0.144	0	0.144	0.149	0	0	0.126	0	0.111
kontribusi	0	0	0	0	0	0.236	0.405	0	0	0
buang	0	0.25	0	0.25	0	0	0	0.439	0	0
bumi	0	0	0	0	0	0.177	0	0	0.253	0.193
foodwaste	0	0	0	0	0	0	0.405	0.293	0	0
sosialisasi	0.354	0	0	0	0	0	0	0	0	0
setuju	0	0	0.501	0	0	0	0	0	0	0
konsumsi	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.369
keren	0	0	0	0	0	0.338	0	0	0	0

Berdasarkan Tabel 9, dapat diketahui bahwa kata yang sering muncul yaitu kata “makanan”. Kata tersebut muncul pada beberapa dokumen yaitu dokumen kedua dengan bobot 0.144, dokumen keempat dengan bobot 0.144, dokumen kelima dengan bobot 0.149, dokumen kedelapan dengan bobot 0.126, dan dokumen dengan bobot 0.111. Hal ini menunjukkan bahwa kata “makanan” sering digunakan oleh pengguna media sosial Instagram saat memberikan komentar mengenai kampanye *food waste*.

Klasifikasi Data

Klasifikasi data dilakukan dengan menggunakan metode *Naïve Bayes*. Metode *Naïve Bayes* digunakan untuk mengklasifikasikan data yang memiliki sentimen positif maupun sentimen negatif. Berdasarkan hasil klasifikasi data dengan menggunakan metode *Naïve Bayes*, didapatkan bahwa dari 118 data terdapat 79% atau 93 data yang bernilai positif dan 22% atau 25 data yang bernilai negatif. Proses klasifikasi dengan menggunakan metode *Naïve Bayes*

menunjukkan bahwa sentimen masyarakat terhadap kampanye pengurangan *food waste* berdasarkan komentar di Instagram yaitu bernilai positif. Hal tersebut menunjukkan bahwa masyarakat menyambut baik dengan adanya kampanye sosial pengurangan *food waste* ini.

Pengujian Data

Metode yang digunakan untuk pengujian data ini yaitu metode *confusion matrix*. Berdasarkan total data yang diperoleh selanjutnya data tersebut dibagi menjadi data latih dan data uji. Persentase data latih dan data uji yang digunakan dalam penelitian ini yaitu 75% data latih dan 25% data uji. Pengujian tingkat akurasi dilakukan dengan menghitung *precision*, *recall*, dan *accuracy*. Hasil pengujian tingkat akurasi dapat dilihat pada Tabel 10.

Tabel 10 Hasil Pengujian Data

	<i>True Positive</i>	<i>True Negative</i>
<i>Pred Positive</i>	80	12
<i>Pred Negative</i>	13	13
<i>Recall</i>	86.02%	
<i>Accuracy</i>	78.94%	
<i>Precision</i>	86.96%	

Berdasarkan Tabel 10, dapat diketahui bahwa metode *Naïve Bayes* melakukan prediksi terhadap komentar dan menebak label positif dengan benar atau *True Positive* (TP) sebanyak 80 data. Sedangkan, hasil metode *Naïve Bayes* memprediksi terhadap komentar namun menebak label positif dengan salah dan ternyata data tersebut berlabel negatif atau *False Positive* (FP) yaitu sebanyak 12 data. Sama halnya dengan label negatif, model *Naïve Bayes* memprediksi komentar berlabel negatif dan menebak dengan benar atau *True Negative* (TN) sebanyak 13 data. Sebaliknya, model melakukan prediksi terhadap komentar namun menebak label negatif dengan salah dan ternyata data tersebut berlabel positif maka dapat dihitung sebagai *False Negative* (FN) yaitu sebanyak 13 data.

Berdasarkan hasil *confusion matrix* dapat diketahui bahwa tingkat akurasi model *Naïve Bayes* untuk pengklasifikasian data yaitu sebesar 78.94%, menunjukkan bahwa model cukup akurat dalam proses klasifikasi data. Hasil nilai presisi yang didapat yaitu sebesar 86.96%, menunjukkan bahwa tingkat kemampuan model dalam mencari ketepatan antara informasi yang diminta dengan jawaban yang diberikan oleh model. Hasil nilai *recall* yang didapat yaitu sebesar 86.02%, menunjukkan bahwa tingkat keberhasilan model dalam menemukan negatif sebuah informasi yang bernilai positif maupun negatif sudah cukup baik.

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil pengolahan dan analisis data diketahui bahwa proses analisis sentimen menggunakan metode *Naïve Bayes* yang dilakukan pada penelitian ini mengenai kampanye pengurangan *food waste* menunjukkan bahwa dari 118 total data terdapat 93 data yang bersentimen positif dan 25 data bersentimen negatif. Hal ini menunjukkan bahwa masyarakat

menyambut baik dengan adanya kampanye sosial pengurangan *food waste* ini. Hasil akurasi dari model *Naïve Bayes* dalam proses pengklasifikasian data yaitu sebesar 78.94% dengan nilai presisi sebesar 86.96% dan *recall* sebesar 86.02%. Hal ini menunjukkan bahwa performa model *Naïve Bayes* sudah cukup baik dalam proses pengklasifikasian data. Berdasarkan komentar masyarakat di *instagram*, untuk mengurangi *foodwaste* yaitu dengan mengambil makanan secukupnya, cek tanggal kadaluarsa makanan, dan mengubah sampah makanan menjadi kompos. Penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan menambah sumber data supaya data yang digunakan menjadi lebih banyak dan beragam. Selain itu, proses pelabelan data diharapkan untuk melibatkan ahli linguistik supaya hasil dari pelabelan data lebih akurat.

DAFTAR REFERENSI

- Aqlan, A. A. Q., Manjula, B., & Naik, R. L. (2019). A study of sentiment analysis: Concepts, techniques, and challenges. In *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies* (Vol. 28, Issue January). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-13-6459-4_16
- Bappenas. (2021). *Food Loss and Waste di Indonesia*. Laporan Kajian Food Loss and Waste di Indonesia, 1–116.
- Dalianis, H. (2018). Evaluation metrics and evaluation. In *Clinical Text Mining* (pp. 45-53). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-78503-5_6
- DataReportal. (2023). Instagram users in Indonesia in 2023. In *DataReportal* (Issue 17 June 2023). <https://napoleoncat.com/stats/instagram-users-in-indonesia/2023/01/>
- Deolika, A., Kusriani, K., & Luthfi, E. T. (2019). Analisis pembobotan kata pada klasifikasi text mining. *Jurnal Teknologi Informasi*, 3(2), 179. <https://doi.org/10.36294/jurti.v3i2.1077>
- Evan, D. M., Natanael, I. N., & Aryani, D. I. (2022). Perancangan konten digital edukasi tentang anti “food waste” melalui video animasi. *DEKAVE: Jurnal Desain Komunikasi Visual*, 12(3), 235. <https://doi.org/10.24036/dekave.v12i3.117939>
- Global Hunger Index. (2023). Afghanistan - Global Hunger Index 2023. www.globalhungerindex.org
- Hidayat, M. T., Retnoningsih, S., & Hidayat, R. (2018). Kampanye pencegahan pembuangan makanan bagi masyarakat dengan berbagi makanan terhadap sesama. *Jurnal Rekamakta ITN*, 1–14.
- Petiwi, M. I., Triayudi, A., & Sholihati, I. D. (2022). Analisis sentimen Gofood berdasarkan Twitter menggunakan metode *Naïve Bayes* dan Support Vector Machine. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 6(1), 542. <https://doi.org/10.30865/mib.v6i1.3530>
- Putro, H. F., Vlandari, R. T., & Saptomo, W. L. Y. (2020). Penerapan metode *Naive Bayes* untuk klasifikasi pelanggan. *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIKOMSiN)*, 8(2). <https://doi.org/10.30646/tikomsin.v8i2.500>

- Richter, B. (2017). Knowledge and perception of food waste among German consumers. *Journal of Cleaner Production*, 166, 641-648. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.08.009>
- Ruhyana, N. (2019). Analisis sentimen terhadap penerapan sistem plat nomor ganjil/genap pada Twitter dengan metode klasifikasi Naive Bayes. *Jurnal IKRA-ITH Informatika*, 3(1), 94-99. www.situs.com
- Satria, R. D., Suarjaya, I. M. A. D., & Pratama, I. P. A. E. (2022). Sentiment analysis antusias masyarakat terhadap sampah plastik dengan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). *JITTER: Jurnal Ilmiah Teknologi dan Komputer*, 3(1), 880-893.
- SIPSN. (2022). SIPSN - Sistem Informasi Pengelolaan Sampah Nasional. <https://sipsn.menlhk.go.id/>
- Ting, K. M. (2017). Confusion matrix. In *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining* (pp. 260-260). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7687-1_50
- UNEP. (2021). *Food Waste Index Report 2021*. United Nations Environment Programme.
- We Are Social. (2023). Digital 2023 Indonesia: Platform social media yang sering digunakan di Indonesia 2023. *Wearesocial*, 56. <https://wearesocial.com/id/blog/2023/01/digital-2023/>
- Yanis, R. (2018). Sentiment analysis of BPJS Kesehatan services to SMK Eklesia and Bina Insani Jailolo teachers. *Jurnal Terapan Teknologi Informasi*, 2(2), 113-122. <https://doi.org/10.21460/jutei.2018.22.105>