



ANALISIS SENTIMEN MEDIA SOSIAL TWITTER PADA PERUSAHAAN UNILEVER IMBAS PERANG ISRAEL-PALESTINA MENGGUNAKAN MODEL SVM

Agung Pratama¹⁾

¹⁾Sistem Informasi/Illmu Komputer, Mercu Buana
¹⁾Jl. Kamal Raya Outer Ring Road, Jakarta Barat
Email: ¹⁾agungpratama.dt@gmail.com

Abstract

The research aims to analyze the sentiment of Indonesian society towards Unilever following the Palestine-Israel controversy using text data from the Twitter platform from October to December 2023. The method employed is a qualitative observational approach, enabling researchers to gain in-depth understanding of the community's response to Unilever. The sentiment data is evaluated to measure monthly distribution and daily patterns, focusing on positive, negative, and neutral sentiments. Additionally, the study introduces wordcloud analysis to explore frequently discussed themes related to Unilever by the public. The conclusion emphasizes the importance of further understanding public sentiment regarding sensitive political issues to enable appropriate responses.

Keyword: *Sentiment Analysis, Unilever, Palestine-Israel, Twitter, Wordcloud*

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat Indonesia terhadap Unilever pasca-kontroversi Palestina-Israel menggunakan data teks dari platform Twitter selama bulan Oktober hingga Desember 2023. Metode yang digunakan adalah pendekatan kualitatif berbasis observasi, yang memungkinkan peneliti untuk mendapatkan pemahaman mendalam tentang respons masyarakat terhadap Unilever. Data sentimen tersebut dievaluasi untuk mengukur distribusi sentimen bulanan dan pola harian, dengan fokus pada sentimen positif, negatif, dan netral. Selain itu, penelitian ini juga memperkenalkan analisis wordcloud untuk mengeksplorasi tema yang sering dibicarakan oleh masyarakat terkait Unilever. Kesimpulan dari penelitian ini mengemukakan pentingnya pemahaman lebih lanjut terhadap sentimen masyarakat terkait isu-isu politik yang sensitif, sehingga dapat diambil tindakan yang tepat dalam meresponsnya.

Kata Kunci: Sentimen Analisis, Unilever, Palestina-Israel, Twitter, Wordcloud



1. PENDAHULUAN

Dalam era globalisasi dan interkoneksi digital saat ini, masyarakat memiliki akses yang semakin mudah untuk menyampaikan pendapat mereka melalui berbagai platform online. Salah satu isu kontemporer yang telah menarik perhatian masyarakat global adalah konflik politik yang terus berlanjut seperti Palestina dan Israel. Konflik ini tidak hanya mencakup pertempuran fisik di lapangan, tetapi juga melibatkan pertempuran naratif dan opini publik di dunia maya.

Pada tahun 2023, konflik antara Palestina dan Israel mencapai puncaknya, menyebabkan gelombang protes dan aksi solidaritas di banyak negara termasuk Indonesia. Respons publik yang kuat terhadap konflik tersebut tidak terbatas pada demonstrasi jalanan, tetapi juga termanifestasi dalam bentuk boikot terhadap perusahaan-perusahaan yang dianggap mendukung salah satu pihak dalam konflik.

Salah satu contoh perusahaan yang terkena dampak langsung dari gelombang protes ini adalah Unilever. Sebagai perusahaan multinasional dengan kehadiran yang kuat di Indonesia, Unilever tidak luput dari seruan boikot oleh sebagian masyarakat yang merasa bahwa perusahaan ini terlibat dalam mendukung Israel melalui subsidiarinya di luar negeri.

Boikot terhadap Unilever menjadi sorotan utama di media sosial dan berbagai platform online, di mana masyarakat secara terbuka menyatakan dukungan atau penolakan terhadap perusahaan tersebut. Dalam konteks ini, muncul pertanyaan yang penting: bagaimana sentimen masyarakat Indonesia terhadap boikot Unilever setelah kontroversi Palestina-Israel?

Penelitian ini bertujuan untuk menjawab pertanyaan tersebut dengan menganalisis data teks yang dihasilkan oleh masyarakat Indonesia di media sosial dan platform online lainnya. Data teks ini akan digunakan untuk memprediksi dan menganalisis sentimen masyarakat terhadap Unilever menggunakan algoritma Support Vector Machines (SVM).

Penelitian ini mengidentifikasi beberapa permasalahan utama yang akan dibahas:

1. Bagaimana cara yang optimal untuk menggunakan model SVM dalam mengukur sentimen masyarakat Indonesia terhadap Unilever setelah terjadinya kontroversi Palestina-Israel?
2. Bagaimana hasil analisis sentimen masyarakat terhadap Unilever setelah kontroversi Palestina-Israel dapat memberikan wawasan yang bermanfaat bagi pemahaman umum tentang persepsi masyarakat?

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengoptimalkan penggunaan model SVM dalam mengukur sentimen masyarakat Indonesia terhadap Unilever setelah terjadinya kontroversi Palestina-Israel. Selain itu, penelitian ini bertujuan untuk memberikan wawasan yang bermanfaat tentang persepsi masyarakat terhadap respons perusahaan terhadap isu-isu yang sensitif.

Penelitian yang dilakukan oleh Tirta Hema Jaya Hidayat, Yova Ruldeviyani, Achmad Rizki Aditama, Gusti Raditia Madya, Ade Wija Nugraha, dan Muhammad Wijaya Adisaputra berjudul "Sentiment Analysis of Twitter Data Related to Rinca Island Development Using Doc2Vec and SVM and Logistic Regression as Classifier"



membahas sentimen masyarakat terhadap pembangunan di Pulau Rinca, Nusa Tenggara Timur. Studi ini menggunakan algoritma Doc2Vec untuk ekstraksi fitur dan menggabungkannya dengan classifier seperti Support Vector Machine (SVM) dan Logistic Regression untuk menganalisis data Twitter. Hasil penelitian menunjukkan bahwa optimasi algoritma analisis sentimen, keseimbangan data, kombinasi model analisis, dan pengelompokan komentar berdasarkan topik meningkatkan efektivitas analisis sentimen. Penelitian ini menyarankan agar pemerintah menggunakan pandangan publik dari analisis ini dalam pengambilan keputusan, sehingga algoritma dapat lebih efektif dalam mengatasi masalah analisis sentimen [1].

Penelitian yang dilakukan oleh Andi Nurkholis, Debby Alita, dan Aris Munandar berjudul "Comparison of Kernel Support Vector Machine Multi-Class in PPKM Sentiment Analysis on Twitter" membahas perbandingan kernel polynomial dan kernel RBF pada model SVM dalam konteks sentimen masyarakat mengenai kebijakan PPKM. Dalam tesis ini, penulis membandingkan kedua kernel tersebut menggunakan metode One-Against-One (OAO) dan One-Against-Rest (OAR). Hasilnya menunjukkan bahwa model dengan kernel RBF mencapai akurasi tertinggi sebesar 95,9% menggunakan OAR dan 77,6% menggunakan OAO. Namun, penggunaan kernel polynomial menghasilkan akurasi yang lebih tinggi, yakni 98,9% pada metode OAO dan OAR. Penelitian ini menyimpulkan bahwa sentimen masyarakat Indonesia terhadap kebijakan PPKM selama masa pandemi lebih cenderung positif [2].

2. METODE PENELITIAN

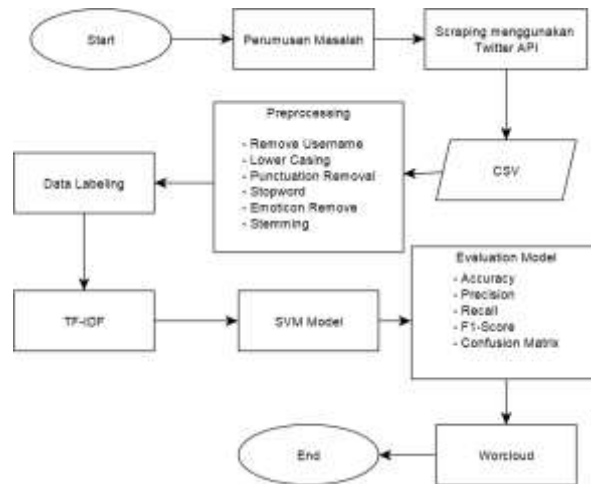
2.1 Teknik Pengumpulan Data

Dengan menekankan metode kualitatif berbasis observasi. Pengumpulan data dilakukan melalui teknik "Scraping" data dari platform Twitter dengan menggunakan kata kunci "Unilever." Proses observasi ini memungkinkan penelitian untuk mengakses data dalam jumlah tertentu, mencakup berbagai sentimen dan berita yang berkaitan dengan perusahaan

unilever yang tersebar di Twitter. Data yang terhimpun merefleksikan respons dan reaksi pengguna Twitter terhadap boikot yang dilakukan masyarakat pada perusahaan unilever dan faktor-faktor eksternal yang mempengaruhi pandangan masyarakat mengenai perusahaan unilever.

Dengan pendekatan pengumpulan data ini, penelitian ini dapat mengadakan analisis mendalam terhadap data yang terkumpul, bertujuan untuk menjawab pertanyaan penelitian dan memberikan wawasan yang mendalam mengenai peran media sosial, sentimen, dan berita dalam pengaruh terhadap , khususnya dalam konteks perusahaan unilever. Sebagai tambahan, sumber daya data sekunder, seperti kajian literatur dan data resmi terpublikasi, dapat menjadi penunjang konteks yang lebih luas dalam analisis kualitatif ini.

2.2 Diagram Alir Penelitian



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

Berikut Penjelasan Diagram Alir pada tabel :

a. Perumusan Masalah

Penelitian ini dimulai dengan merumuskan permasalahan penelitian secara terinci. Di tahap ini, masalah yang ingin diinvestigasi akan didefinisikan dengan jelas, sehingga memberikan arah yang kuat untuk penelitian ini.

b. Scraping Menggunakan Twitter API

Untuk mengumpulkan data yang relevan dengan topik penelitian mengenai perusahaan unilever, metode utama yang digunakan adalah Scraping menggunakan Twitter API. Melalui pendekatan ini, penelitian akan mengarahkan Twitter API untuk mengekstrak informasi yang mencakup sentimen, berita, dan respons pengguna terhadap unilever dari platform Twitter [1]. Penggunaan Twitter API memastikan akses langsung ke sumbernya, sehingga data yang terkumpul memiliki tingkat keakuratan yang tinggi.

c. CSV File

Data yang berhasil dihimpun melalui Twitter API akan disimpan dalam format CSV (Comma-Separated Values). Pemilihan format ini bertujuan untuk memfasilitasi pengolahan dan analisis data yang lebih lanjut. Dengan menyimpan data dalam format CSV, informasi mengenai sentimen, berita, dan respons pengguna terhadap perusahaan unilever dapat diakses dengan mudah dan efisien.

d. *Preprocessing*

Preprocessing merujuk pada rangkaian tindakan yang diterapkan untuk melakukan pembersihan, integrasi, transformasi, dan pengurangan data. Langkah awal ini memiliki signifikansi karena menganalisis data tanpa melalui proses preprocessing dengan seksama dapat memberikan informasi yang dapat menyesatkan. Kualitas data dapat tergerus jika terdapat sejumlah besar informasi yang tidak relevan atau kebisingan data yang signifikan. Oleh karena itu, untuk menciptakan data yang memiliki kualitas tinggi, diperlukan

pemahaman dan penerapan metode preprocessing yang sesuai untuk setiap kasus penelitian [2]. Tahapan preprocessing yang dilakukan mencakup :

1. *Username Removal*
Menghilangkan informasi username dari setiap entri data untuk menghindari distorsi analisis dan memfokuskan pada konten esensial [3].
 2. *Lower Casing*
Mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil agar konsistensi dalam analisis dan pemrosesan data, sehingga kata yang sama dengan penulisan yang berbeda dapat dianggap setara [4].
 3. *Punctuation Removal*
Menghilangkan tanda baca dari teks untuk menghindari pengaruh yang tidak perlu dalam analisis sentimen dan mempermudah tokenisasi kata [5].
 4. *Stopword Removal*
Menghilangkan kata-kata pengisi atau stopwords dari teks. Stopword seperti "dan," "atau," dan "yang" sering kali tidak memberikan kontribusi signifikan dalam analisis sentimen dan dapat dihilangkan untuk fokus pada kata-kata kunci [1].
 5. *Emoticon Remove:*
Menghapus emotikon dari teks karena emotikon tidak memberikan informasi yang relevan untuk analisis sentimen dan dapat memengaruhi hasil [5].
- e. *Data Labeling*

Proses Data Labeling dilakukan setelah tahap preprocessing untuk memberikan label sentimen pada data yang telah dipersiapkan. Sentimen ini kemudian dikategorikan menjadi tiga kelas: positif, negatif, atau netral [6]. Penambahan label sentimen ini penting dalam konteks analisis sentimen, karena memungkinkan pengembangan dan pengujian model yang dapat mengklasifikasikan dan memahami polaritas opini atau reaksi pengguna Twitter terhadap perusahaan unilever.

f. *TF-IDF*

Metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) digunakan untuk mengukur bobot kata-kata dalam dokumen dengan memberikan skor yang menunjukkan seberapa pentingnya suatu kata dalam konteks tertentu [7]. Rumus TF-IDF untuk sebuah term (t) dalam sebuah dokumen (d) dari sebuah koleksi dokumen (D) dinyatakan sebagai berikut :

1. Term Frequency (TF) :

$$TF(t, d) = \frac{\text{jumlah Kemunculan term } t \text{ dalam dokumen } d}{\text{total jumlah term dalam dokumen } d} \quad (1)$$

2. Inverse Document Frequency (IDF) :

$$IDF(t, D) = \log\left(\frac{\text{total jumlah dokumen dalam koleksi } D}{\text{jumlah dokumen yang menandung term } t+1}\right) \quad (2)$$

3. TF-IDF :

$$TF-IDF(t,d,D)=TF(t,d)\times IDF(t,D) \quad (3)$$

Dalam rumus ini:

1. t adalah term (kata atau frasa) yang dihitung bobotnya.
2. d adalah dokumen yang sedang diproses.
3. D adalah koleksi dokumen.

TF-IDF memberikan skor tinggi untuk kata-kata yang muncul sering dalam dokumen tertentu (TF tinggi), tetapi jarang muncul di seluruh koleksi dokumen (IDF tinggi). Dengan demikian, kata-kata yang memiliki TF-IDF tinggi dianggap sebagai kata-kata yang lebih representatif dan memiliki pengaruh yang lebih besar dalam dokumen tersebut. Metode ini menjadi landasan untuk pemodelan dan pengklasifikasi sentimen dengan mengekstraksi fitur kata-kata yang paling relevan dan mempengaruhi dalam analisis sentimen.

g. SVM Model

Model Support Vector Machine (SVM) akan diterapkan untuk melakukan klasifikasi sentimen berdasarkan data yang telah melalui tahap preprocessing dan diubah menjadi representasi TF-IDF.

Pendekatan ini memungkinkan SVM untuk mengenali pola kompleks dalam data teks yang dihasilkan dari media sosial Twitter setelah proses preprocessing [8]. SVM akan memanfaatkan kekuatan representasi TF-IDF dalam menangkap signifikansi relatif kata-kata dalam dokumen, yang kemudian digunakan untuk membuat keputusan klasifikasi sentimen yang akurat. Oleh karena itu, penggunaan SVM dalam konteks ini diharapkan dapat memberikan hasil klasifikasi yang andal dan dapat diandalkan dalam memahami sentimen pengguna Twitter terhadap perusahaan unilever.

h. Model Evaluation

Model evaluation adalah proses penilaian dan pengukuran kinerja suatu model pembelajaran mesin. Tujuan utama dari model evaluation adalah untuk menentukan seberapa baik model mampu melakukan tugas tertentu dan sejauh mana model dapat diandalkan dalam membuat prediksi pada data yang tidak terlihat sebelumnya. Evaluasi model sangat penting dalam mengukur keberhasilan dan ketepatan model dalam memahami dan memproses informasi.

1. Akurasi

Akurasi mengukur sejauh mana model klasifikasi memberikan prediksi yang benar secara keseluruhan [1], [3], [9].

Rumus :

$$Akurasi : \frac{True\ Positive + True\ Negative}{(True\ Positive + True\ Negative + False\ Positive + False\ Negative)} \quad (4)$$

2. Precision

Presisi mengukur sejauh mana prediksi positif model adalah benar [1], [3], [9].

Rumus :

$$Precision = \frac{true\ positive}{true\ positive + false\ positive} \quad (5)$$

3. Recall

Recall mengukur sejauh mana model dapat menemukan semua kasus positif yang sebenarnya [1], [3], [9].

Rumus :

$$Recall = \frac{true\ positive}{true\ positive + false\ negative} \quad (6)$$

4. F1-Score

F1-Score adalah rata-rata harmonis antara presisi dan recall, memberikan keseimbangan antara keduanya [1], [9].

Rumus :

$$F1-Score = \frac{(2 \times True\ Positive)}{(2 \times True\ Positive + False\ Positive + False\ Negative)} \quad (7)$$

5. Confusion Matrix

Matriks ini memberikan gambaran tentang sejauh mana model mampu membuat prediksi yang benar dan sejauh mana kesalahan yang dilakukan model dalam mengklasifikasikan data [1]. Elemen-elemen confusion matrix:

1. True Positive (TP)
Kasus positif yang diprediksi dengan benar oleh model [5], [3].
2. True Negative (TN)
Kasus negatif yang diprediksi dengan benar oleh model [5], [3].
3. False Positive (FP)
Kasus negatif yang salah diprediksi sebagai positif oleh model [5], [3].
4. False Negative (FN)
Kasus positif yang salah diprediksi sebagai negatif oleh model [5], [3].

i. WordCloud

Wordcloud digunakan sebagai alat visualisasi untuk memberikan gambaran awal tentang kata-kata kunci yang muncul dalam data Twitter yang telah melalui tahap *preprocessing*. Wordcloud menciptakan representasi visual di mana ukuran kata menunjukkan seberapa sering kata tersebut muncul dalam teks [10]. Dengan menggunakan teknik ini, kata-kata yang paling sering muncul akan menjadi lebih menonjol, memungkinkan pemahaman cepat tentang tema atau tren yang mendominasi dalam dataset. Wordcloud membantu mengidentifikasi fokus utama dari diskusi di Twitter setelah proses *preprocessing*, memberikan pandangan intuitif tentang elemen-elemen penting yang dapat menjadi titik awal untuk analisis lebih lanjut.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Data

Pengumpulan data dilakukan melalui teknik "scraping" data dari platform media sosial Twitter dengan menggunakan kata kunci "Unilever". Proses observasi ini



memungkinkan penelitian untuk mengakses data sebesar 9.632 data, yang mencakup berbagai sentimen dan berita yang berkaitan dengan perusahaan Unilever yang tersebar di Twitter.

Data yang terhimpun merefleksikan respons dan reaksi pengguna Twitter terhadap seruan boikot yang dilakukan masyarakat terhadap Unilever, serta faktor-faktor eksternal yang mempengaruhi pandangan masyarakat

terhadap perusahaan tersebut. Meskipun tidak menerapkan desain penelitian kuantitatif dengan survei atau kuesioner, penggunaan teknik pengumpulan data kualitatif ini memberikan kesempatan untuk mendapatkan wawasan yang mendalam tentang pandangan masyarakat terhadap Unilever dalam konteks media sosial.

3.2 Preprocessing

a. Remove Username

Remove Username akan menghapus semua kata yang terhubung dengan simbol '@'

Tabel 1. Remove Username

Sebelum	Sesudah
@bestsingevr Mandi Ku Unilever...!!!	Produk Mandi Ku adalah Unilever...!!!

b. Lower Casing

Lower Casing akan mengubah semua huruf besar menjadi huruf kecil

Tabel 2. Lower casing

Sebelum	Sesudah
Produk Mandi Ku adalah Unilever...!!!	Produk mandi ku adalah unilever...!!!

c. Punctuation Removal

Punctuation Removal akan menghapus tanda baca yang ada pada data text seperti Koma (,), Titik (.), tanda tanya (?), tanda seru (!), dan lainnya.

Tabel 3. Punctuation Removal

Sebelum	Sesudah
produk mandi ku adalah unilever...!!!	produk mandi ku adalah unilever

d. Stopword

Stopword akan menghapus kata-kata yang umum dan tidak memberikan banyak makna dalam analisis, seperti 'dan', 'di', 'yang', dan lainnya.

Tabel 4. Stopword Removal

Sebelum	Sesudah
produk mandi ku adalah unilever	produk mandi ku unilever

e. Emoticon Remove

Emoticon Remove akan menghapus emoji didalam data teks seperti emoji wajah, tangan, hingga bendera.

f. Stemming

Stemming akan mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar, contoh Memenuhi menjadi penuh.

Tabel 5. Stemming

Sebelum	Sesudah
stock unilever memenuhi	stock unilever penuh gudang
gudang	

3.3 Labeling Dataset

Labeling dataset dilakukan agar dapat membedakan data berdasarkan 3 kelas yaitu positif, netral, dan negatif. *Labeling* ini dilakukan dengan melakukan observasi terhadap 200 data acak.

Tabel 6. Labeling Dataset

Text	Label
Unilever emang the best nihhh	Positif
Alhamdulillah ya, unilever emang terbaik	Positif
Walaupun isi toko keluargaku 60-70% produk unilever, tetap sennag dengan fatwa ini. Alhamdulillah	Negatif
maaf unilever kita usai disini	Negatif

3.4 Training dan Testing

Sebelum Pembuatan Model SVM, data akan dipecah menjadi 2 bagian yaitu training dataset dan testing dataset dengan ratio dataset 80:20. Setelah itu data akan melakukan ekstraksi fitur pada TF-IDF.

Ekstraksi fitur pada yang dilakukan oleh TF-IDF akan mengubah data teks menjadi vektor, vektor hingga nilai dari tiap vektor akan dicari bobotnya, sehingga bobot dari tiap vektor bisa diklasifikasikan melalui SVM.

Penelitian ini akan menggunakan 2 kernel yang dimiliki oleh SVM yaitu kernel linear dan polynomial. Kernel linear Tuning C = 2 sedangkan polynomial menggunakan tuning C = 1.

Dari kernel linear didapat :

Tabel 7. Confusion Matrix SVM Kernel Linear

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.68	0.88	0.77	17
Netral	0.75	0.38	0.50	8
Positif	0.79	0.73	0.76	15
Accuracy			0.73	40
Macro avg	0.74	0.66	0.68	40

Weight avg	0.73	0.72	0.71	40
------------	------	------	------	----

Dari kernel polynomial didapat :

Tabel 8. Confusion Matrix SVM Kernel Polynomial

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatife	0.50	0.82	0.62	17
Netral	1.00	0.12	0.22	8
Positife	0.73	0.53	0.62	15
Accuracy			0.57	40
Macro avg	0.74	0.49	0.49	40
Weight avg	0.69	0.57	0.54	40

3.5 Hasil Klasifikasi

Dari hasil pengujian setiap kernel menghasilkan akurasi yang berbeda, seperti tabel berikut :

Tabel 9. Akurasi SVM

Kernel	Akurasi
Linear	73%
Polynomial	57%

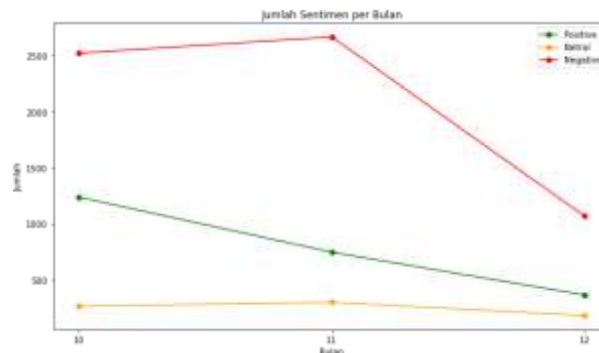
Jika dibandingkan kernel linear menghasilkan akurasi yang lebih baik ketimbang dengan kernel polynomial, sehingga kernel linear dengan tuning $C = 2$ akan digunakan untuk melakukan klasifikasi.



Gambar 2. Pie Chart Hasil Klasifikasi

Hasil klasifikasi menggunakan kernel linear ini mengindikasikan bahwa mayoritas masyarakat yang mengeluarkan pendapat di platform Twitter pada perang Palestina-Israel cenderung menunjukkan sentimen negatif terhadap Unilever. Ini bisa menjadi refleksi dari dampak negatif yang dirasakan oleh masyarakat terhadap keterlibatan Unilever dalam isu tersebut, yang tercermin melalui respons publik yang kuat, termasuk aksi boikot.

Jika dianalisis lebih dalam, apabila sentimen tersebut dipilah berdasarkan bulan untuk melihat frekuensi sentimen setiap bulannya, hasilnya dapat dilihat dalam grafik berikut :



Gambar 3. Proyeksi Sentiment dalam 3 Bulan

Berdasarkan data yang disajikan, terdapat beberapa pola yang dapat diamati:

1. Penurunan signifikan Sentimen Negatif: Terjadi peningkatan jumlah sentimen negatif pada bulan November (2670) dibandingkan bulan Oktober (2525), namun terjadi penurunan signifikan pada bulan Desember (1070).
2. Penurunan Sentimen Positif: Jumlah sentimen positif mengalami penurunan dari bulan Oktober (1239) ke bulan November (747), dan kembali mengalami penurunan yang lebih signifikan pada bulan Desember (365).
3. Stabilitas Sentimen Netral: Jumlah sentimen netral relatif stabil dari bulan ke bulan, meskipun terjadi fluktuasi kecil.

Untuk memahami lebih dalam mengenai dinamika sentimen terhadap Unilever selama periode tersebut, analisis sentimen dilakukan dengan memecah data menjadi lebih spesifik berdasarkan hari dalam setiap bulannya. Grafik garis berikut menunjukkan frekuensi sentimen positif, netral, dan negatif setiap harinya selama bulan Oktober, November, dan Desember.



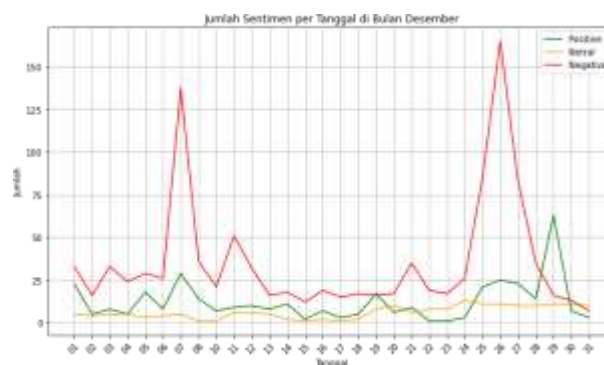
Gambar 4. Proyeksi Sentiment Selama Bulan Oktober

Analisis harian selama bulan Oktober menunjukkan adanya tren peningkatan sentimen negatif yang signifikan di akhir bulan. Meski demikian, ada juga peningkatan dalam sentimen positif, yang menunjukkan bahwa perdebatan atau diskusi mengenai Unilever sangat intens pada akhir bulan. Sentimen netral tetap stabil namun menunjukkan peningkatan yang mencerminkan dinamika perasaan masyarakat yang kompleks terhadap isu tersebut.



Gambar 5. Proyeksi Sentiment Selama Bulan November

Analisis harian selama bulan November mengungkapkan bahwa sentimen masyarakat terhadap Unilever mengalami fluktuasi yang cukup besar. Sentimen negatif dominan pada beberapa tanggal menunjukkan bahwa isu atau peristiwa tertentu mempengaruhi persepsi negatif masyarakat. Sementara itu, meskipun ada beberapa hari dengan peningkatan sentimen positif, jumlahnya secara keseluruhan tetap lebih rendah dibandingkan sentimen negatif. Stabilitas sentimen netral menandakan bahwa sebagian besar pengguna tetap tidak memiliki pandangan yang kuat mengenai isu tersebut.



Gambar 6. Proyeksi Sentiment Selama Bulan Desember

Analisis sentimen harian selama bulan Desember menunjukkan bahwa sentimen masyarakat terhadap Unilever mengalami fluktuasi yang signifikan. Sentimen negatif dominan pada beberapa tanggal tertentu menunjukkan adanya isu-isu kritis atau peristiwa yang mempengaruhi persepsi masyarakat secara negatif. Sementara itu, meskipun ada beberapa hari dengan peningkatan sentimen positif, jumlah keseluruhannya tetap lebih rendah dibandingkan sentimen negatif. Stabilitas sentimen netral menandakan bahwa sebagian besar pengguna tetap tidak memiliki pandangan yang kuat mengenai isu tersebut.

3.6 Wordcloud

Dalam tahapan ini, dilakukan analisis menggunakan teknik wordcloud pada data bulan Oktober dan November. Pada bulan Oktober, fokus diberikan pada tanggal 27 hingga 31 dengan penekanan pada sentiment negatif, sementara pada bulan November, fokus diberikan pada tanggal 09 hingga 21 dengan penekanan pada sentiment positif.

1. Wordcloud untuk Bulan Oktober (Sentimen Negatif)



Gambar 7. Wordcloud Negatife Bulan Oktober

Dari hasil wordcloud pada bulan Oktober dengan fokus pada sentiment negatif, sepuluh kata kunci yang paling sering muncul dalam percakapan online adalah sebagai berikut:

1. Produk (Frekuensi: 897)
 2. Israel (Frekuensi: 419)
 3. Kiky (Frekuensi: 305)
 4. Beli (Frekuensi: 270)
 5. Oktober (Frekuensi: 240)
 6. 28 (Frekuensi: 235)
 7. U20 (Frekuensi: 213)
 8. Wadas (Frekuensi: 198)
 9. Kaloe (Frekuensi: 196)
 10. Boikot (Frekuensi: 188)
2. Wordcloud untuk Bulan November (Sentimen Positif)



Gambar 8. Wordcloud Positif Bulan November

Dari hasil wordcloud pada bulan November dengan fokus pada sentiment positif, sepuluh kata kunci yang paling sering muncul dalam percakapan online adalah sebagai berikut:

1. Indonesia (Frekuensi: 105)
2. Boikot (Frekuensi: 95)
3. Produk (Frekuensi: 64)
4. Emang (Frekuensi: 37)
5. Pakai (Frekuensi: 36)
6. Bantu (Frekuensi: 32)
7. Karyawan (Frekuensi: 31)
8. Kerja (Frekuensi: 27)
9. Banget (Frekuensi: 25)
10. Diskon (Frekuensi: 22)

Dari hasil 2 wordcloud diatas, terlihat bahwa dalam percakapan online pada bulan Oktober, tema-tema yang sering muncul terkait dengan sentiment negatif adalah terkait dengan produk, isu-isu geopolitik (seperti Israel), serta aksi boikot. Sementara itu, pada bulan November, tema-tema yang sering muncul terkait dengan sentiment positif adalah lebih beragam, termasuk dukungan terhadap produk Indonesia, upaya untuk berkontribusi (bantu), serta diskusi tentang karyawan dan pekerjaan. Hal ini menggambarkan perubahan fokus dan isu-isu yang dominan dalam percakapan publik pada kedua bulan tersebut.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini mengungkapkan bahwa model Support Vector Machines (SVM) dengan kernel linear menunjukkan performa yang lebih optimal dibandingkan dengan kernel polynomial dalam mengukur sentimen masyarakat Indonesia terhadap Unilever pasca-kontroversi Palestina-Israel. Model SVM dengan kernel linear mencapai akurasi 72,50%, sementara kernel polynomial hanya mencapai akurasi 57,50%. Selain itu, kernel linear juga menunjukkan kinerja yang lebih baik dalam metrik precision, recall, dan f1-score, terutama dalam klasifikasi sentimen masyarakat. Precision mengukur seberapa akurat prediksi positif, recall mengukur seberapa baik model menangkap semua contoh positif, dan f1-score adalah harmoni dari precision dan recall. Dengan demikian, penggunaan kernel linear pada SVM direkomendasikan untuk analisis sentimen dalam konteks ini karena memberikan hasil yang lebih akurat dan andal dalam menangkap variasi sentimen masyarakat.

Hasil analisis sentimen dari 9.362 tweet mengindikasikan bahwa kontroversi Palestina-Israel berdampak signifikan pada persepsi masyarakat terhadap Unilever, dengan sentimen negatif mendominasi sebesar 66,9%. Ini menunjukkan bahwa mayoritas masyarakat Indonesia bereaksi negatif terhadap Unilever setelah kontroversi tersebut. Sentimen positif hanya mencapai 25,1%, sedangkan sentimen netral berada di angka 8,0%. Analisis ini menggambarkan bagaimana isu politik internasional dapat mempengaruhi persepsi publik terhadap perusahaan multinasional.

Lebih lanjut, analisis wordcloud mengungkapkan tema-tema utama yang dibicarakan oleh masyarakat. Kata-kata yang sering muncul antara lain "produk", "isu-isu politik", dan "tindakan boikot". Ini menunjukkan bahwa selain reaksi emosional terhadap kontroversi, masyarakat juga memperhatikan aspek-aspek spesifik seperti produk yang terlibat, posisi politik perusahaan, dan tindakan nyata yang mereka ambil sebagai respons, seperti boikot. Informasi ini penting bagi perusahaan untuk memahami bagaimana berbagai faktor mempengaruhi sentimen publik.

Temuan ini memberikan wawasan penting tentang bagaimana masyarakat bereaksi terhadap isu-isu politik yang sensitif. Perusahaan seperti Unilever dapat menggunakan wawasan ini untuk mengelola krisis dan strategi komunikasi mereka dengan lebih efektif. Misalnya, mereka dapat lebih proaktif dalam merespons kontroversi dan mempertimbangkan dampak potensial dari isu-isu politik internasional terhadap citra mereka. Selain itu, pemahaman lebih lanjut terhadap sentimen masyarakat dapat membantu perusahaan dalam merancang strategi pemasaran dan komunikasi yang lebih baik, yang selaras dengan persepsi dan harapan publik.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan pentingnya analisis sentimen media sosial dalam memahami persepsi publik dan mengelola dampak isu-isu kontroversial. Penggunaan model SVM dengan kernel linear terbukti efektif dalam analisis ini, dan temuan-temuan dari analisis wordcloud memberikan pandangan yang lebih mendalam tentang tema-tema yang mempengaruhi sentimen masyarakat. Dengan demikian, perusahaan dapat lebih siap dan responsif terhadap perubahan sentimen publik yang dipicu oleh isu-isu sensitif, dan mengambil langkah-langkah yang tepat untuk mempertahankan reputasi mereka.



UCAPAN TERIMAKASIH

Terima kasih disampaikan kepada pihak-pihak yang telah mendukung terlaksananya penelitian ini.

REFERENCES

- [1] V. Nurcahyawati dan Z. Mustafa, "Improving sentiment reviews classification performance using support vector machine-fuzzy matching algorithm," *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, vol. 12, no. 3, 2023, doi: 10.11591/eei.v12i3.4830.
- [2] S. Ounacer, D. Mhamdi, S. Ardchir, A. Daif, dan M. Azzouazi, "Customer Sentiment Analysis in Hotel Reviews Through Natural Language Processing Techniques," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 14, no. 1, 2023, doi: 10.14569/IJACSA.2023.0140162.
- [3] M. A. Saddam, E. K. Dewantara, dan A. Solichin, "Sentiment Analysis of Flood Disaster Management in Jakarta on Twitter Using Support Vector Machines," *Sinkron*, vol. 8, no. 1, 2023, doi: 10.33395/sinkron.v8i1.12063.
- [4] B. Andrian, T. Simanungkalit, I. Budi, dan A. F. Wicaksono, "Sentiment Analysis on Customer Satisfaction of Digital Banking in Indonesia," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 13, no. 3, 2022, doi: 10.14569/IJACSA.2022.0130356.
- [5] Z. K. D. Alkayyali, S. A. Bin Idris, dan S. S. Abu-Naser, "A SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW OF DEEP AND MACHINE LEARNING ALGORITHMS IN CARDIOVASCULAR DISEASES DIAGNOSIS," *J Theor Appl Inf Technol*, vol. 101, no. 4, 2023.
- [6] B. P. Oyelakin, A. Adebisi, B. Gbadamosi, A. M. Olaolu, A. Jesutofunmi, dan A. A. Emmanuel, "TEXT CLASSIFICATION USING RECURRENT NEURAL NETWORK AND SUPPORT VECTOR MACHINE ON A CUSTOMER REVIEW DATASET," *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, vol. 100, no. 4, 2022.
- [7] A. S. Elkorany, M. Marey, K. M. Almस्ताfa, dan Z. F. Elsharkawy, "Breast Cancer Diagnosis Using Support Vector Machines Optimized by Whale Optimization and Dragonfly Algorithms," *IEEE Access*, vol. 10, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3186021.
- [8] A. B. Yilmaz, Y. S. Taspınar, dan M. Koklu, "Classification of Malicious Android Applications Using Naive Bayes and Support Vector Machine Algorithms," *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, vol. 10, no. 2, 2022.
- [9] M. Mustasaruddin, E. Budianita, M. Fikry, dan F. Yanto, "Klasifikasi Sentiment Review Aplikasi MyPertamina Menggunakan Word Embedding FastText dan SVM (Support Vector Machine)," *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, vol. 4, no. 3, 2023, doi: 10.30865/json.v4i3.5695.
- [10] M. Z. Ansari, M. B. Aziz, M. O. Siddiqui, H. Mehra, dan K. P. Singh, "Analysis of Political Sentiment Orientations on Twitter," dalam *Procedia Computer Science*, 2020. doi: 10.1016/j.procs.2020.03.201.
- [11] A. Nurkholis, D. Alita, dan A. Munandar, "Comparison of Kernel Support Vector Machine Multi-Class in PPKM Sentiment Analysis on Twitter," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 6, no. 2, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i2.3906.
- [12] H. Rahman, J. Tariq, M. A. Masood, A. F. Subahi, O. I. Khalaf, dan Y. Alotaibi, "Multi-Tier Sentiment Analysis of Social Media Text Using Supervised Machine Learning," *Computers, Materials and Continua*, vol. 74, no. 3, 2023, doi: 10.32604/cmc.2023.033190.
- [13] T. H. J. Hidayat, Y. Ruldeviyani, A. R. Aditama, G. R. Madya, A. W. Nugraha, dan M. W. Adisaputra, "Sentiment analysis of twitter data related to Rinca Island development using Doc2Vec and SVM and logistic regression as classifier," dalam *Procedia Computer Science*, 2021. doi: 10.1016/j.procs.2021.12.187.