

Perbedaan Kinerja TextBlob dan Transformer AyameRushia BERT dalam Pelabelan Sentimen: Studi Kasus Sentimen Publik Kebijakan Tapera

Isnaini Muhandhis*, Alven Safik Ritonga dan Anisa Nur Azizah

Universitas Wijaya Putra

*Penulis korespondensi. E-mail: imuhandhis@gmail.com

ABSTRACT

In sentiment analysis, natural language processing-based approaches play a significant role. Two commonly used methods for sentiment labeling are TextBlob and Transformer-based models such as AyameRushia BERT. This study aims to compare the performance of TextBlob and AyameRushia BERT in labeling public sentiment toward the Tapera policy. The comparison is conducted to identify the strengths and weaknesses of each method in the context of sentiment analysis. The research methodology includes data collection, data preprocessing, sentiment classification by measuring accuracy, precision, recall, and F1-score, followed by comparing the performance of the two methods. The results of this study show that the performance of TextBlob and AyameRushia in sentiment analysis shows significant differences. TextBlob has an accuracy of 63%, with its main weakness lying in the negative class, where recall only reaches 28%. Meanwhile, the Transformer model AyameRushia demonstrates far superior performance with an accuracy of 87%. This model provides more balanced results across all three classes, with the highest F1-score in the negative class at 91%.

Keywords

Anotasi;
Labeling;
IndoBERT;
BERT;
Sentimen Analisis.

ABSTRAK

Dalam analisis sentimen, pendekatan berbasis pengolahan bahasa alami memiliki peranan yang signifikan. Dua metode yang sering digunakan untuk pelabelan sentimen adalah TextBlob dan model berbasis Transformer seperti AyameRushia BERT. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja TextBlob dan AyameRushia BERT dalam pelabelan sentimen publik terhadap kebijakan Tapera. Perbandingan ini dilakukan untuk mengidentifikasi kelebihan dan kekurangan masing-masing metode dalam konteks analisis sentimen. Metode penelitian meliputi pengumpulan data, preprocessing data, klasifikasi sentimen dengan mengukur nilai akurasi, precision, recall dan F1-score, kemudian membandingkan kinerja kedua metode tersebut. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa performa TextBlob dan AyameRushia dalam menganalisis sentimen menunjukkan perbedaan yang signifikan. TextBlob memiliki akurasi sebesar 63% dengan kelemahan utamanya terletak pada kelas negatif, di mana recall hanya mencapai 28%. Adapun model Transformer AyameRushia menunjukkan performa yang jauh lebih unggul dengan akurasi 87%. Model ini mampu memberikan hasil yang lebih seimbang di ketiga kelas, dengan nilai F1-score tertinggi pada kelas negatif 91%.

PENDAHULUAN

Dalam era digital saat ini, media sosial telah menjadi salah satu sarana utama bagi masyarakat untuk menyampaikan opini dan sentimen terhadap berbagai isu, termasuk kebijakan pemerintah. Salah satu kebijakan yang menjadi perhatian publik adalah program Tabungan Perumahan Rakyat (Tapera), yang bertujuan untuk menyediakan solusi perumahan bagi masyarakat berpenghasilan rendah. Sentimen publik terhadap kebijakan ini beragam [1] [2] dan dapat memengaruhi keberhasilan implementasi kebijakan tersebut. Oleh karena itu, analisis sentimen menjadi alat yang penting untuk memahami persepsi masyarakat secara lebih mendalam.

Dalam analisis sentimen, pendekatan berbasis pengolahan bahasa alami (*Natural Language Processing/NLP*) memiliki peranan yang signifikan. Dua metode yang sering digunakan untuk pelabelan sentimen adalah TextBlob dan model berbasis Transformer seperti AyameRushia BERT. TextBlob merupakan pustaka Python yang menggunakan pendekatan berbasis aturan dan leksikon untuk analisis sentimen. Pendekatan ini sederhana dan cocok untuk tugas-tugas dasar, namun memiliki keterbatasan dalam memahami konteks kalimat yang lebih kompleks. TextBlob memiliki kinerja yang baik dalam pelabelan Bahasa Inggris [3] [4].

Di sisi lain, model Transformer seperti AyameRushia BERT menawarkan kemampuan yang lebih canggih dalam memahami konteks dan nuansa bahasa. Dengan arsitektur berbasis perhatian (*attention mechanism*), model ini mampu menangkap hubungan antar kata dalam sebuah kalimat

secara lebih mendalam. Kemampuan ini membuat Transformer menjadi pilihan utama dalam berbagai aplikasi NLP, termasuk analisis sentimen. Beberapa penelitian sebelumnya menggunakan transformer BERT untuk melakukan analisis sentiment [5], [6]. Namun, penerapan model ini memerlukan sumber daya komputasi yang lebih besar dibandingkan dengan TextBlob.

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja TextBlob dan AyameRushia BERT dalam pelabelan sentimen publik terhadap kebijakan Tapera. Perbandingan ini dilakukan untuk mengidentifikasi kelebihan dan kekurangan masing-masing metode dalam konteks analisis sentimen. Studi kasus ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang bermanfaat bagi pengembangan metode analisis sentimen yang lebih efektif di masa depan.

Melalui penelitian ini, diharapkan dapat ditemukan metode yang tidak hanya akurat tetapi juga efisien dalam menganalisis sentimen publik terhadap kebijakan pemerintah. Hasil penelitian ini dapat membantu para pembuat kebijakan untuk memahami persepsi masyarakat secara lebih baik dan mengambil langkah-langkah yang sesuai dalam merancang dan mengimplementasikan kebijakan yang responsif terhadap kebutuhan publik.

TINJAUAN PUSTAKA

Analisis sentimen merupakan cabang dari pengolahan bahasa alami (*Natural Language Processing*) yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan menginterpretasikan emosi, opini, atau sikap yang terkandung dalam teks. Sebagai salah satu alat yang populer, analisis sentimen sering digunakan untuk memahami respons publik terhadap berbagai isu, termasuk kebijakan pemerintah. Dalam konteks kebijakan Tapera, tinjauan pustaka ini akan mengulas pendekatan dan metode yang relevan dengan penelitian ini.

Pendekatan berbasis leksikon seperti yang digunakan oleh TextBlob memanfaatkan kumpulan kata-kata yang telah diberi label sentimen tertentu (positif, negatif, atau netral). Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa metode ini efektif untuk analisis sentimen pada teks sederhana atau dataset dengan struktur yang tidak kompleks [7]. Meskipun mudah diimplementasikan, pendekatan ini memiliki keterbatasan, terutama dalam memahami konteks dan makna ganda dalam kalimat [8] [9].

Perkembangan model berbasis Transformer, seperti BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), telah membawa revolusi dalam bidang NLP. BERT mampu menangkap hubungan antar kata secara bidireksional, sehingga memberikan pemahaman yang lebih mendalam terhadap konteks. Dalam beberapa tahun terakhir, variasi lokal dari BERT, seperti IndoBERT dan AyameRushia BERT, telah dikembangkan untuk menangani karakteristik bahasa Indonesia [10] [5].

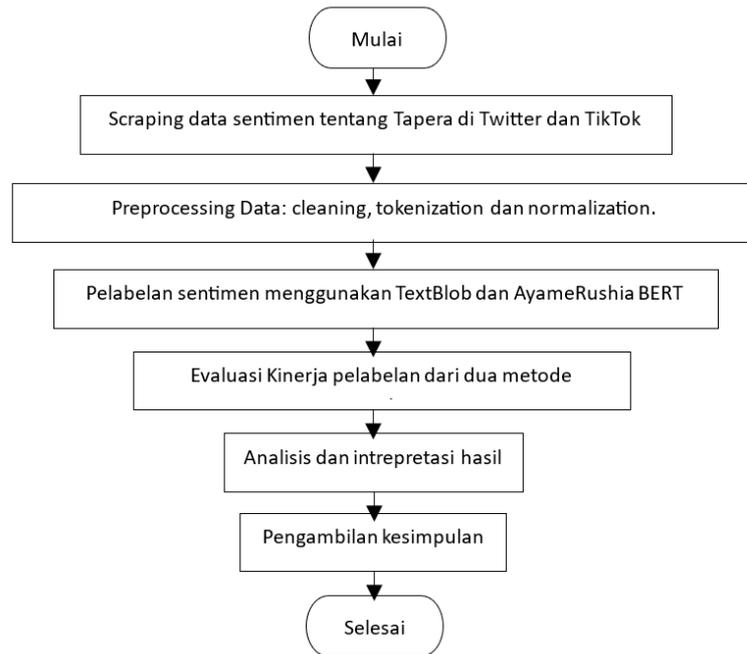
Media sosial seperti X (Twitter) telah menjadi sumber data yang banyak digunakan dalam penelitian analisis sentiment [11] [12]. Studi oleh [13] menunjukkan bahwa teks media sosial memiliki tantangan tersendiri, seperti panjang karakter yang terbatas, penggunaan slang, dan emotikon. Untuk mengatasi tantangan ini, diperlukan metode yang dapat menyesuaikan dengan karakteristik unik teks media sosial.

Tapera adalah kebijakan yang memiliki dampak langsung terhadap masyarakat, sehingga respons publik terhadap kebijakan ini menjadi indikator penting keberhasilannya. Analisis sentimen terhadap opini publik di media sosial dapat memberikan wawasan berharga bagi pembuat kebijakan. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa analisis semacam ini dapat membantu pemerintah dalam memahami persepsi masyarakat dan merumuskan strategi komunikasi yang lebih efektif [14].

Dengan demikian, tinjauan pustaka ini menyoroti relevansi dan keunggulan masing-masing metode yang digunakan dalam penelitian ini, serta pentingnya analisis sentimen dalam mengevaluasi kebijakan publik seperti Tapera.

METODE

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan. Penelitian dimulai dari pengumpulan data, preprocessing data teks, pemberian kelas positif, netral dan negative pada data. Tahapan metode penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. **Pengumpulan Data:** data yang digunakan dalam penelitian ini berupa unggahan media sosial yang mengandung opini masyarakat tentang kebijakan Tapera. Data dikumpulkan dari platform X (Twitter) menggunakan teknik web scraping dengan bantuan API ‘tweetharvest’ menggunakan kata kunci ‘tapera’. Data dikumpulkan dimulai dari Januari – Juli tahun 2024. Data ini kemudian difilter untuk memastikan relevansi dan kualitasnya, seperti hanya memilih unggahan dalam Bahasa Indonesia dan komentar sesuai konteks Tapera.
2. **Pra-pemrosesan Data:** setelah data dikumpulkan, tahap pra-pemrosesan dilakukan untuk meningkatkan kualitas analisis. Langkah-langkahnya meliputi:
 - Pembersihan teks: menghapus tanda baca, emotikon, URL, dan elemen lain yang tidak relevan.
 - Case folding: mengubah semua huruf besar menjadi huruf kecil
 - Tokenisasi: memecah teks menjadi unit-unit kecil seperti kata atau frasa.
 - Normalisasi: menyelaraskan kata-kata tidak baku menjadi bentuk baku menggunakan kamus leksikon Bahasa Indonesia.
3. **Pelabelan Sentimen:** data yang telah dipra-pemrosesan kemudian diberi label sentimen. Proses ini dilakukan dengan dua pendekatan:
 - **TextBlob:** menggunakan pustaka berbasis leksikon untuk menentukan polaritas sentimen (positif, negatif, netral).
 - **AyameRushia BERT:** menggunakan model berbasis Transformer yang telah dilatih untuk analisis sentimen Bahasa Indonesia. Data dimasukkan ke dalam *pipeline* prediksi model untuk mendapatkan label sentimen.
4. **Evaluasi Kinerja:** untuk membandingkan kinerja TextBlob dan AyameRushia BERT, metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score digunakan. Dataset yang telah diberi label manual oleh pakar digunakan sebagai referensi untuk menghitung metrik-metrik ini.
5. **Analisis dan Interpretasi Hasil:** hasil dari kedua metode dibandingkan berdasarkan metrik evaluasi. Analisis ini mencakup kekuatan dan kelemahan masing-masing metode dalam memahami konteks, menangani ambiguitas, dan kecepatan proses. Interpretasi juga dilakukan untuk mengevaluasi apakah hasil sentimen yang diperoleh sesuai dengan persepsi publik yang sebenarnya.
6. **Penyusunan Kesimpulan dan Rekomendasi:** berdasarkan hasil analisis, kesimpulan dibuat mengenai metode mana yang lebih efektif untuk pelabelan sentimen publik terhadap

kebijakan Tapera. Selain itu, rekomendasi diberikan untuk pengembangan lebih lanjut, baik dalam aspek teknis maupun penerapan analisis sentimen dalam kebijakan publik.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pemrosesan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari media sosial Twitter. Data teks kemudian diberi label secara manual. Label ini yang nantinya akan dipetakan dengan labelisasi otomatis menggunakan TextBlob dan transformer ayameRushia BERT.

Data sentimen disaring dengan memilih teks komentar yang benar-benar mewakili setiap kelas. Data terpilih terdiri dari 500 sentimen positif, 500 sentimen netral dan 500 sentimen negatif, sehingga total 1500 dataset. Sebelum melakukan klasifikasi sentimen dengan TextBlob dan transformer AyameRushia BERT, data dibersihkan terlebih dahulu agar lebih terstruktur.

Langkah pertama adalah pembersihan dari noise seperti emoji, *link*, *username*, dan semacamnya. Langkah kedua memecah teks menjadi token atau kumpulan kata yang disimpan dalam array. Langkah berikutnya adalah formalisasi yaitu mengubah semua singkatan dan bahasa tidak baku menjadi kata utuh yang baku. Proses ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen. Hasil pemrosesan data dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pemrosesan Data

Data ke-	Data mentah	Hasil Pembersihan & Case Folding	Hasil Tokenisasi	Hasil Normalisasi
1	Gk percaya sma pemerintah berinisial I #TAPERA https://t.co/5v7YJu4YqL	gk percaya sma pemerintah berinisial i tapera	['gk', 'percaya', 'sma', 'pemerintah', 'berinisial', 'i', 'tapera']	tidak percaya sama pemerintah berinisial i tapera
2	@Boediantar4 yang kerja di potong tapera yang judi di subsidi bansos...otak gosong	yang kerja di potong tapera yang judi di subsidi bansos otak gosong	['yang', 'kerja', 'di', 'potong', 'tapera', 'yang', 'judi', 'di', 'subsidi', 'bansos', 'otak', 'gosong']	yang kerja di potong tapera yang judi di subsidi bansos otak gosong
3	@SBYudhoyono Ngakunya harus mau mensejahterakan rakyatnya padahal mau motong tapera.	ngakunya harus mau mensejahterakan rakyatnya padahal mau motong tapera	['ngakunya', 'harus', 'mau', 'mensejahterakan', 'rakyatnya', 'padahal', 'mau', 'motong', 'tapera']	ngakunya harus mau mensejahterakan rakyatnya padahal mau potong tapera
4	Makanya maksa bikin Tapera Tabungan Penguras Rakyat Tabungan Pemimpin Rakus	makanya maksa bikin tapera tabungan penguras rakyat tabungan pemimpin rakus	['makanya', 'maks', 'bikin', 'tapera', 'tabungan', 'penguras', 'rakyat', 'tabungan', 'pemimpin', 'rakus']	makanya maksa bikin tapera tabungan penguras rakyat tabungan pemimpin rakus
..
1500	@Intel_Imut Bismillah kami siap urus tapera https://t.co/73gs50Aaxg	bismillah kami siap urus tapera	['bismillah', 'kami', 'siap', 'urus', 'tapera']	bismillah kami siap urus tapera

Untuk melakukan pelabelan dengan TextBlob, data teks yang telah diolah diterjemahkan ke dalam bahasa Inggris menggunakan Google translate API.

Hasil Pelabelan Textblob dan AyameRushia BERT

Hasil *classification report* klasifikasi sentimen TextBlob dapat dilihat pada Gambar 2. Pelabelan TextBlob memiliki akurasi keseluruhan sebesar 63%, dengan performa bervariasi di setiap kelas. Kelas 'Positive' menunjukkan performa terbaik, dengan *F1-score* sebesar 0.71 dan *recall* 0.91, yang berarti model berhasil mengenali sebagian besar data positif secara benar. Sebaliknya, performa pada kelas 'Negative' cukup rendah, dengan *recall* hanya 0.28, menunjukkan bahwa model sering gagal mengenali data yang sebenarnya negatif. Sementara itu, kelas 'Neutral' memiliki *F1-score* yang seimbang di angka 0.66, dengan *precision* dan *recall* yang cukup stabil.

Classification Report (TextBlob vs Manual):				
	precision	recall	f1-score	support
Negative	0.75	0.28	0.41	500
Neutral	0.64	0.69	0.66	501
Positive	0.59	0.91	0.71	501
accuracy			0.63	1502
macro avg	0.66	0.63	0.59	1502
weighted avg	0.66	0.63	0.59	1502

Gambar 2. *Classification Report* hasil klasifikasi sentimen TextBlob

Karena jumlah data di setiap kelas setara, nilai *macro average F1-score* sebesar 0.59 memberikan gambaran bahwa model belum mampu memberikan performa yang konsisten di semua kelas. Beberapa kegagalan TextBlob dalam klasifikasi sentimen dapat dilihat pada Tabel 2. Seperti contoh data pertama pada Tabel 2, terdapat beberapa kelemahan sehingga TextBlob kurang akurat dalam mengklasifikasikan sentimen negatif. Pertama, TextBlob menggunakan pendekatan berbasis kamus (*lexicon-based*). Pendekatan ini memiliki beberapa keterbatasan seperti keterbatasan dalam memahami konteks. Kedua, TextBlob lemah dalam analisis struktur kalimat dengan negasi, seperti "do not believe." Kata "believe" mungkin diberi skor positif dalam kamus, tetapi negasi "do not" tidak diperhitungkan secara memadai, sehingga hasil akhirnya tetap netral. Ketiga, TextBlob mengandalkan daftar kata dan skor sentimen tetap. Kata-kata seperti "government" atau "initials" mungkin dianggap netral, sehingga mengimbangi efek negatif dari "do not believe."

Tabel 2. Hasil klasifikasi TextBlob yang gagal pada sentimen negatif

Data ke-	Data	Hasil terjemahan	Label Manual	Label oleh TextBlob
1	tidak percaya sama pemerintah berinisial i tapera	<i>do not believe the government with the initials i tapera</i>	Negatif	Netral
2	yang kerja di potong tapera yang judi di subsidi bansos otak gosong	<i>which works to cut tapera who gambling in the subsidized of the brain brain brain</i>	Negatif	Netral
3	ngakunya harus mau mensejahterakan rakyatnya padahal mau potong tapera	<i>he said he had to be willing to prosper the people even though he wanted to cut tapera</i>	Negatif	Positif

Hasil *classification report* klasifikasi sentimen Transformer AyameRushia dapat dilihat pada Gambar 3. Hasil menunjukkan bahwa model Transformer AyameRushia memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan sentimen, dengan akurasi keseluruhan sebesar 87%. Model ini menunjukkan keseimbangan yang baik antara *precision*, *recall*, dan *F1-score* di ketiga kelas (Negative, Neutral, Positive). Kelas 'Negative' memiliki performa terbaik dengan *F1-score* sebesar

0.91, berkat *precision* tinggi (0.86) dan *recall* yang sangat baik (0.96), yang menunjukkan bahwa model sangat akurat dalam mendeteksi data negatif dan jarang melewatkan label sebenarnya dari kelas ini.

Classification Report (Transformer AyameRushia vs Manual):				
	precision	recall	f1-score	support
Negative	0.86	0.96	0.91	500
Neutral	0.82	0.85	0.83	501
Positive	0.95	0.82	0.88	501
accuracy			0.87	1502
macro avg	0.88	0.87	0.87	1502
weighted avg	0.88	0.87	0.87	1502

Gambar 3. *Classification Report* hasil klasifikasi sentimen transformer AyameRushia BERT

Performa pada kelas ‘*Neutral*’ cukup konsisten dengan F1-score sebesar 0.83, didukung oleh *precision* (0.82) dan *recall* (0.85). Ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali data netral dengan baik, meskipun terdapat sedikit penurunan dibandingkan kelas ‘*Negative*’. Kelas ‘*Positive*’, meskipun memiliki *precision* yang sangat tinggi (0.95), memiliki *recall* yang sedikit lebih rendah (0.82), menghasilkan *F1-score* sebesar 0.88. Hal ini menunjukkan bahwa model sangat jarang salah ketika memprediksi data positif, tetapi masih ada beberapa data positif yang tidak teridentifikasi dengan benar.

Secara keseluruhan, nilai rata-rata F1-score, baik *macro average* maupun *weighted average*, adalah 0.87, mencerminkan kinerja model yang stabil di semua kelas. Model Transformer AyameRushia menunjukkan kemampuan yang lebih unggul dibandingkan metode berbasis kamus, seperti TextBlob, terutama dalam memahami konteks sentimen dan menangkap pola yang lebih kompleks. Namun, ada ruang untuk meningkatkan *recall* pada kelas *Positive* agar performa menjadi lebih seimbang. Hal ini bisa dilakukan dengan menambahkan data pelatihan yang lebih representatif untuk kelas ini atau dengan menyempurnakan parameter model.

KESIMPULAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah komentar publik mengenai kebijakan Tapera yang diambil dari media sosial Twitter. Data teks kemudian diberi label secara manual. Label ini kemudian dibandingkan dengan klasifikasi sentimen menggunakan TextBlob dan transformer ayameRushia BERT. Data sentimen disaring dengan memilih teks komentar yang benar-benar mewakili setiap kelas. Data terpilih terdiri dari 500 sentimen positif, 500 sentimen netral dan 500 sentimen negatif, sehingga total 1500 dataset. Sebelum melakukan klasifikasi sentimen dengan TextBlob dan transformer AyameRushia BERT. Sebelum melakukan proses klasifikasi sentimen, data telah dibersihkan dan dinormalisasikan sehingga menjadi lebih terstruktur.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa performa TextBlob dan AyameRushia dalam menganalisis sentimen menunjukkan perbedaan yang signifikan. TextBlob memiliki akurasi sebesar 63% dengan kelemahan utamanya terletak pada kelas negatif, di mana *recall* hanya mencapai 0.28, menunjukkan bahwa model sering gagal mengenali data negatif yang sebenarnya. Selain itu, nilai *F1-score* untuk semua kelas menunjukkan bahwa TextBlob kurang konsisten, terutama karena pendekatan berbasis kamus yang terbatas dalam memahami konteks kalimat dan struktur negasi. Hal ini menyebabkan model memberikan hasil yang bias terhadap kelas tertentu dan kurang mampu menangkap pola sentimen yang kompleks.

Adapun model Transformer AyameRushia menunjukkan performa yang jauh lebih unggul dengan akurasi 87%. Model ini mampu memberikan hasil yang lebih seimbang di ketiga kelas, dengan nilai *F1-score* tertinggi pada kelas negatif (0.91). AyameRushia juga berhasil menangani data positif dengan *precision* tinggi (0.95), meskipun *recall* pada kelas ini sedikit lebih rendah (0.82). Secara keseluruhan, AyameRushia lebih andal dalam memahami konteks dan nuansa kalimat, terutama pada kasus kompleks. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis transformer lebih cocok untuk analisis sentimen dibandingkan metode berbasis kamus seperti TextBlob. Namun, ada ruang untuk penyempurnaan pada *recall* kelas positif agar model semakin seimbang dalam kinerjanya.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih sebesar-besarnya pada LPPM dan Universitas Wijaya Putra atas program hibah internal penelitian. Hibah ini membantu penulis dapat berkontribusi secara aktif dalam penelitian dan menulis artikel-artikel ilmiah.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Ratna and R. Abidin, "Analisis Sentimen Masyarakat Indonesia Terhadap Kebijakan Program Tapera Menggunakan Brand24," *LogicLink*, pp. 120–131, 2024.
- [2] M. Ulfanur, A. Asyasyura, M. Isra, and E. Eryani, "Kebijakan Pemerintah terhadap Tapera di Indonesia; Analisis Prinsip Ekonomi Syariah," *Jurisprudensi: Jurnal Ilmu Syariah, Perundang-Undangan Dan Ekonomi Islam*, vol. 16, no. 1, pp. 277–293, 2024.
- [3] P. Suanpang, P. Jamjuntr, and P. Kaewyong, "Sentiment analysis with a TextBlob package implications for tourism," *Journal of Management Information and Decision Sciences*, vol. 24, pp. 1–9, 2021.
- [4] I. G. S. M. Diyasa, N. M. I. M. Mandenni, M. I. Fachrurrozi, S. I. Pradika, K. R. N. Manab, and N. R. Sasmita, "Twitter sentiment analysis as an evaluation and service base on python textblob," in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2021, p. 12034.
- [5] M. A. A. Yani and W. Maharani, "Analyzing Cyberbullying Negative Content on Twitter Social Media with the RoBERTa Method," *JINAV: Journal of Information and Visualization*, vol. 4, no. 1, pp. 61–69, 2023.
- [6] D. S. S. U. Menyelesaikan and A. M. Kusuma, "TEKS GENERASI PUISI INDONESIA MELALUI PENDEKATAN FINE-TUNING DENGAN PRETRAINED MODEL GPT-2".
- [7] V. Bonta, N. Kumareesh, and N. Janardhan, "A comprehensive study on lexicon based approaches for sentiment analysis," *Asian Journal of Computer Science and Technology*, vol. 8, no. S2, pp. 1–6, 2019.
- [8] D. Nariman, "Sentiment analysis of hotel reviews using lexicon-based methods: A comparative study of VADER and TextBlob," in *International Conference on Broadband and Wireless Computing, Communication and Applications*, 2024, pp. 263–274.
- [9] K. Perdana, T. Pricillia, and Z. Zulfachmi, "Optimasi TextBlob Menggunakan Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen (Studi Kasus Layanan Telkomsel)," *Jurnal Bangkit Indonesia*, vol. 10, no. 1, pp. 13–15, 2021.
- [10] R. Merdiansah, S. Siska, and A. A. Ridha, "Analisis sentimen pengguna X Indonesia terkait kendaraan listrik menggunakan IndoBERT," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi (JIKOMSI)*, vol. 7, no. 1, pp. 221–228, 2024.
- [11] E. D. Harahap and R. Kurniawan, "Analisis Sentimen Komentar terhadap Kebijakan Pemerintah Mengenai Tabungan Perumahan Rakyat (TAPERA) pada Aplikasi X menggunakan Metode Naïve Bayes," *Jurnal Teknik Informatika UNIKA Santo Thomas*, pp. 166–175, 2024.
- [12] A. Sitanggang, Y. Umaidah, and R. I. Adam, "Analisis sentimen masyarakat terhadap program makan siang gratis pada media sosial X menggunakan algoritma Naïve Bayes," *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3, 2024.
- [13] R. Siringoringo, J. Jamaludin, and others, "Text mining dan klusterisasi sentimen pada ulasan produk toko online," *Jurnal Teknologi Dan Ilmu Komputer Prima (JUTIKOMP)*, vol. 2, no. 1, pp. 314–319, 2019.
- [14] T. Wang, K. Lu, K. P. Chow, and Q. Zhu, "COVID-19 sensing: negative sentiment analysis on social media in China via BERT model," *Ieee Access*, vol. 8, pp. 138162–138169, 2020.