

KLASIFIKASI SENTIMEN PUBLIK TERHADAP PPN 12% DI MEDIA SOSIAL X MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES

Alfin Syahri, Albert Ramadhan Manik, Ananda Irya Shakila Syukron,
Muhammad Budi Akbar, Ririn Amelia Br Siregar, Kana Saputra

Ilmu Komputer, Universitas Negeri Medan

Jalan W. Iskandar Psr V Medan Esatate Kab. Deli Serdang , Indonesia

alfinsyahri1025@mhs.unimed.ac.id

ABSTRAK

Program Makan Siang Gratis yang diperkenalkan dalam Pemilihan Presiden 2024 menjadi sorotan publik dengan berbagai tanggapan positif dan negatif di media sosial. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen netizen di media sosial X terhadap program ini menggunakan algoritma Naïve Bayes. Data dikumpulkan melalui proses crawling menggunakan Twitter API, kemudian dilakukan preprocessing, ekstraksi fitur dengan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF), dan klasifikasi sentimen ke dalam tiga kategori: positif, negatif, dan netral. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Naïve Bayes memiliki akurasi 65%, dengan sentimen negatif mendominasi (45%), diikuti oleh sentimen netral (35%) dan positif (20%). Analisis lebih lanjut mengungkapkan bahwa sentimen negatif umumnya berkaitan dengan kekhawatiran terhadap efektivitas dan transparansi program, sementara sentimen positif berasal dari optimisme terhadap manfaat program dalam mengatasi masalah gizi dan stunting. Temuan ini menunjukkan perlunya strategi komunikasi dan sosialisasi yang lebih baik agar program lebih diterima oleh masyarakat.

Kata kunci : Pajak Pertambahan Nilai, Analisis Sentimen, Naïve Bayes, Media Sosial, Klasifikasi Teks

1. PENDAHULUAN

Pajak Pertambahan Nilai (PPN) adalah pajak yang dikenakan pada setiap tahap proses pembuatan dan distribusi produk dan jasa. Untuk mendorong pertumbuhan dan pemulihan ekonomi, pemerintah Indonesia berencana menaikkan tarif PPN dari 11% menjadi 12%. Kebijakan ini diharapkan dapat membantu negara dalam menyeimbangkan anggaran, namun di sisi lain menimbulkan beragam reaksi dari masyarakat. Sebagian masyarakat khawatir bahwa kenaikan PPN akan berdampak pada daya beli, inflasi, serta harga barang dan jasa, sementara sebagian lainnya menilai kebijakan ini sebagai langkah strategis untuk meningkatkan pendapatan negara.

Analisis sentimen berbasis media sosial telah menjadi alat penting untuk memahami opini publik terhadap kebijakan pajak seperti PPN. Model machine learning seperti Naïve Bayes digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen di berbagai platform sosial [1]

Di era digital, masyarakat sering menggunakan media sosial sebagai alat penting untuk menyuarakan pendapat mereka tentang kebijakan. Berbagai unggahan, komentar, dan diskusi di media sosial X dapat mencerminkan bagaimana publik merespons kebijakan kenaikan PPN 12%. Oleh karena itu, analisis sentimen yang didasarkan pada machine learning dapat menjadi alat yang berguna untuk memahami pola opini publik tentang kebijakan ini.

Analisis sentimen publik tentang kebijakan pajak di Indonesia, terutama kenaikan tarif Pajak Pertambahan Nilai (PPN), menunjukkan bahwa reaksi masyarakat dapat bervariasi berdasarkan faktor sosial, ekonomi, dan politik. Penggunaan Social Network Analysis dan Naïve Bayes Classifier menjadi

pendekatan yang efektif dalam mengklasifikasikan opini masyarakat terhadap perubahan kebijakan perpajakan.

[2] Peningkatan PPN menjadi 12% pada tahun 2025 telah memicu beragam opini publik di media sosial. Dengan menggunakan teknik ini, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan perasaan masyarakat terhadap kebijakan tersebut. Multinomial Naïve Bayes, menunjukkan dapat melakukan analisis sentimen kebijakan ekonomi dengan akurasi yang cukup baik dalam analisis sentimen kebijakan ekonomi [3]

Tujuan dari penelitian ini untuk menganalisis bagaimana algoritma Naïve Bayes berfungsi untuk mengklasifikasikan sentimen publik terhadap kebijakan PPN 12% di media sosial X. Dan, penelitian ini juga menentukan sentimen dominan yang muncul dalam tanggapan publik serta mengevaluasi faktor-faktor yang memengaruhi akurasi hasil klasifikasi sentimen menggunakan algoritma Naïve Bayes. Penelitian ini membantu pemerintah memahami persepsi publik, menilai dampak sosial PPN 12%, dan mengembangkan Naïve Bayes untuk analisis sentimen.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Dalam penelitian [4] dilakukan analisis opini masyarakat di Twitter tentang rencana pemerintah untuk mengenakan Pajak Pertambahan Nilai (PPN) pada barang dagangan dan layanan pendidikan.

Penelitian ini menggunakan pendekatan Social Network Analysis (SNA) untuk memetakan interaksi antar pengguna Twitter serta algoritma Naive Bayes Classifier untuk mengklasifikasikan sentimen dalam

tweet. Hasil analisis menunjukkan bahwa mayoritas sentimen netizen bersifat negatif, dengan dominasi emosi kemarahan terhadap kebijakan ini. Temuan ini menekankan pentingnya memahami persepsi publik melalui media sosial sebagai masukan untuk pembuat kebijakan dalam membuat rencana komunikasi yang kuat [5]

2.2. Pajak Pertambahan Nilai (PPN) dan Kenaikan Tarif 12%

Pajak Pertambahan Nilai (PPN) adalah pajak yang dikenakan saat nilai barang atau jasa meningkat selama proses produksi dan distribusi. Berdasarkan Undang-Undang Harmonisasi Peraturan Perpajakan, tarif PPN Indonesia naik secara bertahap dari 10% menjadi 11% pada 1 April 2022. Pada 1 Januari 2025, tarif tersebut direncanakan untuk naik lagi menjadi 12%. Kenaikan tarif ini dilakukan untuk meningkatkan penerimaan negara sehingga lebih banyak orang dapat membantu program pemulihan ekonomi dan pembangunan. [6].

2.1.1. Dampak Kenaikan PPN 12%

Kenaikan tarif PPN sering kali memiliki konsekuensi ekonomi yang luas, mempengaruhi harga barang dan jasa serta daya beli masyarakat. Analisis kebijakan fiskal menunjukkan bahwa peningkatan PPN dapat memicu reaksi negatif dari publik, terutama dalam jangka pendek sebelum penyesuaian ekonomi terjadi.

[7] Kenaikan PPN 12% berdampak langsung pada berbagai aspek ekonomi dan sosial. Salah satu dampak utama adalah peningkatan biaya barang dan jasa yang dapat mengurangi keinginan masyarakat untuk membeli, terutama kelompok ekonomi menengah ke bawah [8].

Selain itu, bisnis, terutama sektor UMKM, berpotensi mengalami penurunan omzet akibat konsumen yang menekan pengeluaran mereka, sehingga dapat berdampak pada stabilitas usaha kecil dan menengah [9].

Pergeseran pola konsumsi juga menjadi konsekuensi dari kenaikan PPN, di mana masyarakat cenderung mencari alternatif barang dengan harga lebih rendah atau bahkan beralih ke belanja di luar negeri untuk menghindari dampak pajak yang lebih tinggi [8].

Dari sisi investasi, kenaikan PPN berisiko mengurangi daya tarik investasi di dalam negeri, karena biaya produksi dan konsumsi meningkat, yang pada akhirnya dapat menghambat pertumbuhan ekonomi secara keseluruhan [6].

Setelah kenaikan tarif PPN, transaksi bisnis menunjukkan penurunan volume akibat penyesuaian harga di sektor perdagangan. Model berbasis decision tree dan Naïve Bayes menunjukkan tren negatif dalam respons ekonomi terhadap peningkatan pajak. [10]

2.3. Analisis Sentimen di Media Sosial

Media sosial sudah menjadi alat penting bagi masyarakat untuk menyampaikan pendapat mereka tentang kebijakan pemerintah, termasuk kebijakan fiskal seperti kenaikan PPN. Analisis sentimen adalah teknik pemrosesan bahasa alami (NLP) yang digunakan untuk membedakan dan membagi pendapat publik menjadi sentimen positif, negatif, atau netral [8]

Media sosial seperti X dan YouTube menjadi sumber utama analisis opini publik karena interaksi tinggi. Kusuma (2023) menemukan bahwa pemerintah dapat lebih memahami reaksi masyarakat terhadap kebijakan dengan menggunakan analisis sentimen yang dilakukan secara real-time.

Hal ini memungkinkan pemerintah untuk menyesuaikan kebijakan yang diterapkan agar lebih efektif dan dapat diterima oleh masyarakat secara luas. Selain itu, analisis sentimen juga dapat membantu dalam mengantisipasi potensi dampak negatif dari kebijakan yang diberlakukan serta menjadi alat pengambilan keputusan berbasis data yang lebih akurat.

2.4. Penerapan Naïve Bayes dalam Klasifikasi Sentimen

Menurut penelitian yang menggunakan Naïve Bayes untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap kebijakan PPN 12%, sentimen dibagi menjadi tiga kategori utama. Sentimen positif muncul dari kelompok yang mendukung kebijakan ini karena dianggap dapat meningkatkan pendapatan negara dan mendukung pembangunan nasional [8].

Sementara itu, sentimen negatif berasal dari masyarakat yang menolak kebijakan tersebut karena dianggap meningkatkan beban ekonomi bagi masyarakat dan bisnis, terutama sektor UMKM yang rentan terhadap kenaikan harga barang dan jasa [6]

Selain itu, terdapat juga sentimen netral dari individu yang tidak memiliki pendapat pasti atau masih mempertimbangkan dampak dari kebijakan ini terhadap kehidupan mereka [8].

Dengan adanya analisis sentimen ini, diharapkan pemerintah dapat memahami opini publik secara lebih luas dan mengambil keputusan yang lebih tepat dalam implementasi kebijakan PPN 12%.

Naïve Bayes merupakan algoritma klasifikasi berbasis probabilitas yang didasarkan pada Teorema Bayes dan menganggap bahwa setiap fitur independen. Algoritma ini sering digunakan dalam klasifikasi teks dan analisis sentimen karena kesederhanaannya serta efisiensinya dalam menangani dataset besar [11]

Naïve Bayes bekerja dengan menghitung probabilitas setiap kelas berdasarkan distribusi fitur yang diberikan. Kelebihan utama dari metode ini adalah kemampuannya dalam menangani data dengan jumlah dimensi yang tinggi tanpa memerlukan banyak sumber daya komputasi [12]

Naïve Bayes telah digunakan secara luas untuk analisis sentimen di media sosial seperti Twitter dan Facebook. Penelitian ini menunjukkan bahwa dia

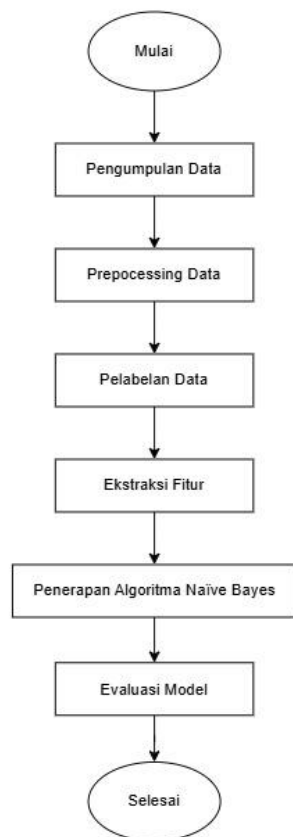
memiliki kemampuan yang sangat baik untuk mengklasifikasikan opini publik tentang kebijakan fiskal dengan sangat akurat [13]

3. METODE PENELITIAN

Metode Penelitian ini terdiri dari beberapa tahap utama. Data dikumpulkan dari media sosial X melalui scraping web yang digunakan dengan dataset atau API yang tersedia. Data yang diperoleh kemudian melalui proses preprocessing yang digunakan untuk memastikan kualitas data yang baik, seperti teks cleaning, case folding, normalisasi, tokenisasi, penghapusan stopword, dan stemming.

Selanjutnya, pelabelan data menjadi tiga kategori sentimen: positif, negatif, dan netral, dengan menggunakan metode manual dan semi-otomatis. Fitur dari teks dikonversi menggunakan metode TF-IDF agar dapat diproses oleh algoritma klasifikasi.

Model yang digunakan adalah Multinomial Naïve Bayes, dengan pembagian data menjadi data train (70%) dan data test (30%). Evaluasi dilakukan dengan mengukur akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk menilai kinerja model dalam mengklasifikasikan sentimen publik terhadap kebijakan PPN 12%.



Gambar 1. Flowchart

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini data dikumpulkan melalui beberapa tahap utama dari media sosial X menggunakan teknik web scraping dengan API atau

melalui dataset yang sudah tersedia. Proses ini menghasilkan 1.116 data yang kemudian digunakan dalam penelitian. Setelah itu, tahap preprocessing digunakan untuk memproses data yang dikumpulkan untuk meningkatkan kualitasnya. Pembersihan teks, case folding, normalisasi, tokenisasi, penghapusan stopword, dan stemming adalah semua bagian dari proses ini. Setelah proses preprocessing selesai, data dikategorikan ke dalam tiga jenis sentimen: positif, negatif, dan netral. Ini dilakukan dengan menggunakan metode manual dan semi-otomatis. Untuk memastikan data dapat diproses oleh algoritma klasifikasi, fitur teks dikonversi menggunakan metode TF-IDF. Dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu data train yang terdiri dari 781 data (70%) untuk proses pelatihan model dan data test yang terdiri dari 335 data (30%) yang digunakan untuk menguji performa model. Untuk mengklasifikasikan sentimen, algoritma Multinomial Naive Bayes digunakan, dan penilaian dilakukan dengan mengukur akurasi, precision, recall, serta F1-score untuk menilai hasil model dalam mengklasifikasikan opini publik terhadap kebijakan PPN 12%.

4.2. Preprocessing Data

Sebelum data dianalisis, beberapa tahap preprocessing dilakukan untuk membersihkan dan mempersiapkan teks agar algoritma Naive Bayes lebih mudah diproses. Tahapan-tahap ini adalah sebagai berikut:

- Pembersihan Teks** : Proses Pembersihan data tweet akan menghilangkan fitur yang tidak penting, seperti URL, hashtag, emotikon, dan mention.

Tabel 1. Pembersihan data

Sebelum	Sesudah
@tempodotco Ekonomi Vietnam tumbuh hampir 8 persen dengan menurunkan ppn jdi 8 persen apakah indonesia bisa tumbuh Ekonomi nya 8 persen dngn menaikkan ppn jdi 12 persen?	Ekonomi Vietnam tumbuh hampir persen dengan menurunkan ppn jdi persen apakah indonesia bisa tumbuh Ekonomi nya persen dngn menaikkan ppn jdi persen

- Case Folding** : Proses mengubah teks secara keseluruhan menjadi huruf kecil agar konsistensi data tetap terjaga dan tidak terjadi perbedaan makna akibat perbedaan huruf besar dan kecil.

Tabel 2. Case Folding

Sebelum	Sesudah
Ekonomi Vietnam tumbuh 5919ndone persen dengan menurunkan ppn jdi persen apakah 5919ndonesia bisa tumbuh Ekonomi nya persen dngn menaikkan ppn jdi persen	ekonomi vietnam tumbuh hampir persen dengan menurunkan ppn jdi persen apakah indonesia bisa tumbuh ekonomi nya persen dngn menaikkan ppn jdi persen

- c. Normalization : Proses mengubah kata-kata yang tidak baku atau singkatan menjadi bentuk yang lebih umum.

Tabel 3. Normalisasi

Sebelum	Sesudah
ekonomi vietnam tumbuh hampir persen dengan menurunkan ppn jdi persen apakah indonesia bisa tumbuh ekonomi nya persen dgnn menaikkan ppn jdi persen	ekonomi vietnam tumbuh hampir persen dengan menurunkan ppn jadi persen apakah indonesia bisa tumbuh ekonomi nya persen dengan menaikkan ppn jadi persen

- d. Hapus Stopword : Menghapus kata-kata umum (stop words) seperti “dan”, “di”, “yang”, dan sejenisnya yang tidak relevan untuk analisis indonesia.

Tabel 4.Hapus Stopword

Sebelum	Sesudah
ekonomi 5920ndones tumbuh 5920ndone persen dengan menurunkan ppn jadi persen apakah 5920ndonesia bisa tumbuh ekonomi nya persen dengan menaikkan ppn jadi persen	ekonomi vietnam tumbuh hampir persen menurunkan ppn persen apakah indonesia tumbuh ekonomi persen menaikkan ppn persen

- e. Tokenize : Proses pemisahan teks menjadi kata-kata atau token untuk analisis yang lebih mudah.

Tabel 5. Tokenisasi

Sebelum	Sesudah
ekonomi vietnam tumbuh hampir persen menurunkan ppn persen apakah indonesia tumbuh ekonomi persen menaikkan ppn persen	ekonomi, vietnam, tumbuh, hampir, persen, menurunkan, ppn, persen, apakah, indonesia, tumbuh, ekonomi, persen, menaikkan, ppn, persen

- f. Stemming : Mengubah kata-kata menjadi bentuk dasar atau akar katanya, misalnya “makanannya” menjadi “makan” agar analisis lebih akurat.

Tabel 6.Stemming

Sebelum	Sesudah
ekonomi, vietnam, tumbuh, hampir, persen, menurunkan, ppn, persen, apakah, indonesia, tumbuh, ekonomi, persen, menaikkan, ppn, persen	ekonomi, vietnam, tumbuh, hampir, persen, turun, ppn, persen, apakah, indonesia, tumbuh, ekonomi, persen, naik, ppn, persen

4.3. Labeling Sentimen

Setelah tahap preprocessing selesai, data kemudian diberi label sentimen untuk mengkategorikan setiap tweet dalam kategori tertentu. Proses pelabelan dimulai dengan menentukan apakah setiap tweet menunjukkan sentimen positif, netral, atau negatif terhadap program makan siang gratis. Sentimen positif menunjukkan dukungan atau pandangan baik terhadap program makan siang gratis, sentimen negatif mencerminkan ketidaksetujuan atau

kritik, sementara sentimen netral berisi opini yang tidak bersifat positif atau negatif. Proses pelabelan secara manual menghasilkan 527 data memiliki sentimen negatif, 116 positif, dan 138 netral.

4.4. Ekstraksi Fitur

Tabel 7.Ekstraksi Fitur

Kata	Total TF-IDF
Ppn	88.961492
Persen	88.510218
Naik	79.247851
Masyarakat	75.881289
Sembako	75.730533

Hasil ekstraksi fitur menunjukkan bahwa kata-kata dengan nilai TF-IDF tertinggi adalah “PPN”, “Persen”, “Naik”, “Masyarakat”, dan “Sembako”. Dengan TF-IDF, teks yang awalnya berupa kalimat diubah menjadi angka yang dapat dipahami oleh model Naive Bayes. Ini membantu model berkonsentrasi pada kata-kata yang benar-benar mempengaruhi sentimen teks, sehingga hasil analisis menjadi lebih akurat.

4.5. Latih Model Naïve Bayes

Tabel 8. Latih model naïve bayes

Kode	Penjelasan
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB	Mengimpor algoritma Naïve Bayes Multinomial dari pustaka sklearn.
from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report	Mengimpor metrik evaluasi akurasi dan laporan klasifikasi.
nb_model = MultinomialNB()	Inisialisasi model Naïve Bayes Multinomial
nb_model.fit(X_train, y_train)	Melatih model dengan data training X_train dan label y_train.

Setelah ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, langkah berikutnya adalah menggunakan algoritma Multinomial Naïve Bayes untuk menganalisis sentimen. Multinomial Naïve Bayes merupakan salah satu jenis algoritma Naïve Bayes yang sering digunakan untuk data teks. Ini bekerja dengan menghitung kemungkinan bahwa kata akan muncul dalam jenis sentimen tertentu (positif, negatif, atau netral) berdasarkan bagaimana kata tersebar dalam dataset pelatihan.

4.6. Evaluasi

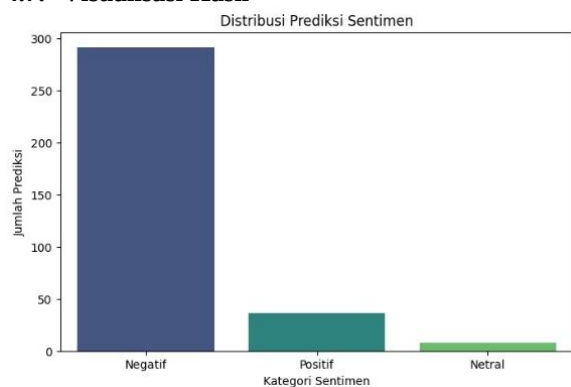
Tabel 9. hasil evaluasi metrik

Laporan Klasifikasi	Precision	recall	F1-score	support
Negatif	74%	99%	85%	218
Netral	88%	11%	20%	63
Positif	89%	59%	71%	54
Accuracy			76%	335
Macro avg	84%	56%	59%	335
Weighted avg	79%	76%	70%	335

Hasil evaluasi model menunjukkan bahwa tingkat akurasi adalah 76%, yang berarti model mampu mengklasifikasikan 76% data dengan benar. Selain itu, nilai presisi sebesar 79% menunjukkan bahwa dari semua prediksi positif yang dibuat oleh model, 79% di antaranya benar. Sementara itu, recall sebesar 76% menunjukkan bahwa dari semua data yang seharusnya diklasifikasikan dengan benar, model berhasil mengidentifikasi 76% di antaranya.

Nilai F1-score sebesar 70% menunjukkan bahwa ada keseimbangan di antara presisi dan recall. Meskipun akurasi model cukup tinggi, F1-score yang lebih rendah mengindikasikan bahwa model masih menghadapi tantangan dalam mengenali semua kategori dengan baik, terutama dalam kasus di mana jumlah data untuk kategori tertentu lebih sedikit. Untuk meningkatkan performa, dapat dilakukan penyesuaian model, seperti penyeimbangan data latih, optimasi hyperparameter, atau penggunaan teknik pemrosesan teks yang lebih baik agar model lebih akurat dalam menangani berbagai kategori sentimen.

4.7. Visualisasi Hasil



Gambar 2. visualisasi hasil prediksi

Visualisasi data menunjukkan distribusi sentimen hasil prediksi yang dikategorikan menjadi tiga kelas, yaitu negatif, positif, dan netral. Dari grafik batang yang ditampilkan, terlihat bahwa sentimen negatif mendominasi dengan sekitar 290 prediksi, sedangkan sentimen positif memiliki lebih sedikit prediksi, yaitu sekitar 37. Sentimen netral menjadi kategori dengan jumlah prediksi paling sedikit, hanya sekitar 9. Hal ini mengindikasikan bahwa secara keseluruhan, opini atau pandangan yang terdeteksi dari data cenderung bernada negatif.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa sebagian besar sentimen masyarakat terhadap kebijakan PPN 12% bersifat negatif, yang didasarkan pada kekhawatiran akan kenaikan harga barang dan daya beli yang menurun. Algoritma Naïve Bayes terbukti mampu mengklasifikasikan sentimen dengan tingkat akurasi 76%. Namun, terdapat tantangan dalam meningkatkan keseimbangan antara presisi dan recall. Untuk penelitian mendatang, disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih besar serta

mengombinasikan metode lain seperti deep learning agar hasil analisis lebih akurat dan mendalam. Selain itu, optimalisasi preprocessing teks, seperti penggunaan embedding kata dengan Word2Vec atau BERT, dapat meningkatkan pemahaman model terhadap konteks bahasa. Analisis lebih mendalam tentang elemen yang memengaruhi opini publik, seperti demografi dan ekonomi, juga dapat membantu pemerintah membuat kebijakan yang lebih sesuai dengan kebutuhan masyarakat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Dangsawang and S. Nuchitprasitchai, "A machine learning approach for detecting customs fraud through unstructured data analysis in social media," *Decis. Anal. J.*, vol. 10, no. February, p. 100408, 2024, doi: 10.1016/j.dajour.2024.100408.
- [2] N. Fauziah, M. Alkautsar, Y. Suryaman, and F. F. Roji, "Pelabelan VADER Dalam Menganalisis Persepsi Masyarakat Terhadap Kenaikan Tarif PPN di Indonesia," vol. 12, no. 2, pp. 228–238, 2024.
- [3] H. B. Rochmanto, G. Anuraga, M. Athoillah, A. Azies, and M. Naufal, "Klasifikasi Opini Publik terhadap Kenaikan PPN 12 % di Platform X menggunakan Multinomial Naïve Bayes," vol. 10, pp. 57–66.
- [4] J. A. Nursiyono and C. Chotimah, "Analisis Sentimen Netizen Twitter terhadap Pemberitaan PPN Sembako dan Jasa Pendidikan dengan Pendekatan Social Network Analysis dan Naive Bayes Classifier," *J Stat. J. Ilm. Teor. dan Apl. Stat.*, vol. 14, no. 1, pp. 52–58, 2021, doi: 10.36456/jstat.vol14.no1.a3868.
- [5] I. D. Hardyatman and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Rencana Kenaikan PPN 12 % Di Indonesia Pada Media Sosial X Menggunakan Metode Decision Tree," vol. 6, no. 2, pp. 1128–1136, 2025, doi: 10.47065/josh.v6i2.6573.
- [6] M. R. Kusuma, W. Gata, L. Kurniawati, A. F. Rivan, and T. Kurniawan, "Analisis sentimen masyarakat terhadap informasi penerapan PPN atas renovasi dan membangun rumah sendiri pada media sosial youtube dengan metode svm dan naive bayes," *J. Digit. Teknol. Inf.*, vol. 6, no. 2, pp. 65–75, 2023, doi: 10.32502/digital.v6i2.4758.
- [7] A. Stepaniak, Kuscharska, and M. Kapela, *WSPÓŁCZESNE PROBLEMY GOSPODARCZE*. 2016.
- [8] M. N. Fadillah and R. N. Sukmana, "Penerapan Algoritma Naïve Bayes Classifier Untuk Analisis Sentimen Kelangkaan Minyak Goreng Pada Media Sosial Twitter," *Infotronik J. Teknol. Inf. dan Elektron.*, vol. 7, no. 2, p. 82, 2022, doi: 10.32897/infotronik.2022.7.2.1716.
- [9] M. M. Tarmizi, "Peningkatan Tarif PPN Indonesia: Dampak Sosial Ekonomi dan Potensi

- yang Belum Terserap,” *J. Ekon. Indones.*, vol. 12, no. 1, pp. 55–68, 2023, doi: 10.52813/jei.v12i1.169.
- [10] B. F. Murorunkwere, J. F. Ihirwe, I. Kayijuka, J. Nzabanita, and D. Haughton, “Comparison of Tree-Based Machine Learning Algorithms to Predict Reporting Behavior of Electronic Billing Machines,” *Inf.*, vol. 14, no. 3, pp. 1–21, 2023, doi: 10.3390/info14030140.
- [11] S. Khatun, K. Banoth, A. Dilli, S. Kakarlapudi, S. V. Karrola, and G. C. Babu, “Machine Learning based Advanced Crime Prediction and Analysis,” *2nd Int. Conf. Sustain. Comput. Data Commun. Syst. ICSCDS 2023 - Proc.*, pp. 90–96, 2023, doi: 10.1109/ICSCDS56580.2023.10104655.
- [12] H. I. Gungbias and M. H. Kassem, “Death Events from Heart Failure Prediction Using Machine Learning Approach Death Events from Heart Failure Prediction Using Machine Learning Approach,” no. March, pp. 0–10, 2025, doi: 10.11648/j.ijdst.20251101.11.
- [13] F. Mulya, S. Putra, S. Rakasiwi, and N. Ariyanto, “Twitter Sentiment Classification towards Telecommunication Provider Users in Indonesia,” vol. 9, no. 2, pp. 314–321, 2025.