

Analisis Sentimen Publik terhadap Pernyataan Menteri Keuangan tentang Kebijakan Pajak menggunakan Support Vector Machine

Farida Islamiah¹, Muh. Qardawi Hamzah², Fakhira Az Zahira³, Rezky Angelina Pailang⁴, Nafilah Agand⁵

Program Studi Bisnis Digital, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Negeri Makassar
Jl. Raya Pendidikan, Makassar, Sulawesi Selatan 90222

Email: farida.islamiah@unm.ac.id, muh.qardawi.hamzah@unm.ac.id, zahiraay232@gmail.com,
rezkangelina26@gmail.com, nafilahagand175@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini menganalisis respons publik terhadap kebijakan Menteri Keuangan yang tidak menaikkan pajak menggunakan analisis sentimen berbasis machine learning. Data berupa 2.950 komentar YouTube dari video CNBC Indonesia dianalisis dengan algoritma Support Vector Machine (SVM) setelah melalui tahap preprocessing, pelabelan leksikon, dan representasi fitur TF-IDF. Hasil menunjukkan dominasi sentimen positif sebesar 80,4% dan sentimen negatif 19,6%. Model SVM mencapai akurasi 87%, dengan kinerja lebih baik pada klasifikasi sentimen positif. Temuan ini mengindikasikan tingginya penerimaan publik terhadap kebijakan fiskal tersebut serta efektivitas SVM dalam analisis sentimen kebijakan publik.

Kata kunci: Analisis Sentimen; Kebijakan Pajak; Persepsi Publik; Support Vector

ABSTRACT

This study analyzes public responses to the Minister of Finance's policy of not raising taxes using machine-learning-based sentiment analysis. Data consisting of 2,950 YouTube comments from CNBC Indonesia videos were analyzed using the Support Vector Machine (SVM) algorithm after undergoing preprocessing, lexicon labeling, and TF-IDF feature representation. The results show a dominance of positive sentiment at 80.4% and negative sentiment at 19.6%. The SVM model achieved 87% accuracy, with better performance in positive sentiment classification. These findings indicate high public acceptance of this fiscal policy and the effectiveness of SVM in analyzing public policy sentiment.

Keywords: Analisis Sentimen; Kebijakan Pajak; Persepsi Publik; Support Vector

Pendahuluan

Komunikasi publik yang dilakukan oleh pejabat pemerintah memegang peranan penting dalam membentuk persepsi masyarakat, khususnya dalam konteks kebijakan fiskal seperti perpajakan. Kebijakan pajak sering kali dipersepsikan sebagai isu yang sensitif karena berdampak langsung terhadap pendapatan masyarakat, aktivitas usaha, dan kesejahteraan ekonomi secara keseluruhan [1]. Oleh karena itu, pernyataan yang disampaikan oleh Menteri Keuangan terkait kebijakan pajak kerap memicu beragam respons publik, mulai dari dukungan hingga kritik. Seiring dengan pesatnya perkembangan platform digital, khususnya media sosial seperti YouTube, respons masyarakat terhadap kebijakan pemerintah semakin banyak disampaikan secara terbuka dan real time, sehingga menghasilkan volume data teks tidak terstruktur yang sangat besar dan mencerminkan sentimen publik [2].

Tingginya peran pajak daerah dalam menopang pendapatan asli daerah menunjukkan bahwa kebijakan perpajakan tidak hanya berdampak secara fiskal, tetapi juga berpotensi memengaruhi persepsi dan respons masyarakat terhadap kebijakan pemerintah [3]. Persepsi masyarakat terhadap kebijakan pajak menjadi faktor penting yang dapat memengaruhi tingkat kepercayaan terhadap pemerintah serta penerimaan terhadap kebijakan yang ditetapkan. Oleh karena itu, memahami cara masyarakat merespons kebijakan perpajakan, khususnya melalui media digital, menjadi langkah strategis untuk mengevaluasi efektivitas komunikasi kebijakan serta mengidentifikasi potensi dukungan maupun resistensi publik secara lebih komprehensif.

Memahami sentimen publik terhadap kebijakan pajak menjadi hal yang penting bagi para pembuat kebijakan untuk mengevaluasi tingkat penerimaan masyarakat, mengantisipasi potensi resistensi, serta memperbaiki strategi komunikasi kebijakan [4]. Namun demikian, besarnya volume data dan sifatnya yang tidak terstruktur menjadikan analisis manual sulit dilakukan [5]. Tantangan ini mendorong perlunya pendekatan komputasional yang mampu mengidentifikasi dan mengklasifikasikan sentimen publik secara otomatis. Analisis sentimen, sebagai bagian dari text mining dan pemrosesan

bahasa alami (natural language processing), menjadi metode yang relevan untuk mengekstraksi wawasan bermakna dari data opini publik [6].

Permasalahan utama dalam analisis sentimen terhadap wacana kebijakan publik terletak pada pemilihan metode klasifikasi yang akurat dan andal untuk menangani data teks yang memiliki variasi linguistik tinggi, penggunaan bahasa informal, slang, serta ekspresi khas media social [7]. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, pendekatan berbasis machine learning, khususnya algoritma supervised learning, telah banyak digunakan. Salah satu algoritma yang terbukti efektif adalah *Support Vector Machine* (SVM). Menurut [8], [9] dan [10], SVM bekerja dengan memetakan representasi numerik fitur teks ke dalam ruang berdimensi tinggi dan kemudian menentukan hyperplane optimal yang memisahkan kelas sentimen, seperti positif, negatif, dan netral. Mekanisme ini memungkinkan SVM menangani data teks berdimensi tinggi secara efektif dengan kemampuan generalisasi yang baik.

Efektivitas SVM dalam analisis sentimen telah banyak dibuktikan dalam berbagai penelitian lintas domain. Penelitian oleh [11] menunjukkan bahwa SVM mampu mencapai nilai F1-score sekitar 83% dalam analisis sentimen kebijakan work from home di Indonesia selama pandemi COVID-19, dimana penerapan teknik preprocessing seperti ekspansi akronim dan penerjemahan slang secara signifikan meningkatkan kinerja model. Selain itu, [12] menemukan bahwa SVM mengungguli beberapa algoritma machine learning lainnya dalam klasifikasi ulasan film dengan tingkat akurasi mencapai 73%. Studi lain oleh [13] melaporkan bahwa SVM berhasil mencapai akurasi hingga 90% dalam analisis sentimen teks berbahasa Arab terkait ChatGPT melalui optimasi hiperparameter. Temuan-temuan tersebut secara kolektif menegaskan bahwa SVM merupakan metode yang andal dan efektif untuk klasifikasi sentimen dalam berbagai konteks linguistik dan topik.

Penelitian terbaru juga mengkaji pendekatan hibrida yang mengombinasikan SVM dengan model deep learning seperti *Convolutional Neural Networks* (CNN) atau *Recurrent Neural Networks* (RNN), yang mampu mencapai tingkat akurasi di atas 90% dengan memanfaatkan fitur multimodal, seperti suara dan ekspresi wajah [14]. Meskipun demikian, untuk data berbasis teks semata yang berasal dari komentar media sosial, model SVM murni tetap menjadi solusi yang praktis dan efisien secara komputasional, terutama jika didukung oleh tahapan preprocessing teks yang tepat [15].

Meskipun kajian mengenai analisis sentimen media sosial telah banyak dilakukan, terdapat perbedaan fundamental yang membedakan penelitian ini dengan studi sebelumnya. Sebagian besar penelitian terdahulu lebih berfokus pada evaluasi layanan bisnis, sentimen politik umum, atau isu hiburan. Sebaliknya, penelitian ini secara spesifik mengevaluasi respons publik terhadap komunikasi verbal pejabat negara (Menteri Keuangan) terkait kebijakan fiskal yang bersifat teknis namun berdampak luas bagi ekonomi rumah tangga. Selain itu, berbeda dengan studi sebelumnya yang sering kali hanya membandingkan performa antar-algoritma, penelitian ini menitikberatkan pada optimalisasi preprocessing teks bahasa Indonesia yang bersifat informal dan teknis pada komentar YouTube untuk memastikan akurasi klasifikasi dalam domain kebijakan publik.

Berdasarkan celah penelitian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap pernyataan Menteri Keuangan Purbaya terkait kebijakan pajak dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Tujuan khusus penelitian ini adalah mengklasifikasikan sentimen publik yang terekspresikan dalam komentar YouTube ke dalam kategori positif, negatif, dan netral, serta mengevaluasi kinerja model SVM menggunakan metrik standar, yaitu akurasi, precision, recall, dan F1-score. Melalui pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat memberikan bukti empiris mengenai persepsi publik terhadap komunikasi kebijakan pajak.

Kebaruan (*novelty*) penelitian ini terletak pada penerapan analisis sentimen berbasis SVM dalam konteks kebijakan pajak di Indonesia dengan fokus pada pernyataan Menteri Keuangan Purbaya yang disebarluaskan melalui *platform* YouTube. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang menekankan perbandingan algoritma atau penggunaan data multimodal, penelitian ini menitikberatkan pada optimalisasi preprocessing text dan representasi fitur untuk analisis sentimen yang berorientasi kebijakan, sehingga memberikan kontribusi yang lebih spesifik dan relevan bagi kajian kebijakan publik.

Ruang lingkup penelitian ini dibatasi pada analisis data teks berupa komentar pengguna YouTube pada video yang memuat pernyataan Menteri Keuangan Purbaya terkait kebijakan pajak. Klasifikasi sentimen dibatasi pada dua kategori, yaitu positif dan negatif, dengan menggunakan pendekatan supervised learning berbasis SVM. Penelitian ini tidak mengintegrasikan data multimodal maupun melakukan perbandingan dengan algoritma klasifikasi lain, sehingga memungkinkan fokus yang lebih mendalam terhadap kinerja metode SVM dalam konteks komunikasi kebijakan pajak.

Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam dua aspek utama. Pertama, kontribusi praktis, yaitu menyediakan bukti empiris bagi pengambil kebijakan mengenai efektivitas komunikasi publik Menteri Keuangan Purbaya, dimana hasil analisis ini dapat digunakan untuk memetakan area resistensi publik terhadap kebijakan fiskal. Kedua, kontribusi metodologis, yaitu menunjukkan optimasi algoritma SVM yang dikombinasikan dengan teknik preprocessing teks bahasa Indonesia yang intensif guna menghasilkan klasifikasi sentimen yang akurat pada data media sosial yang tidak terstruktur. Dengan demikian, penelitian ini mengisi celah literatur mengenai analisis sentimen kebijakan pajak spesifik di Indonesia melalui platform digital.

Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode analisis sentimen berbasis machine learning. Populasi dalam penelitian ini adalah seluruh komentar publik yang terdapat pada video YouTube yang diunggah oleh CNBC Indonesia berjudul “Menkeu Purbaya Ungkap Alasan Tak Naikkan Pajak” sebanyak 2.950 komentar. Sampel penelitian ditentukan menggunakan teknik purposive sampling, dengan kriteria sebagai berikut: komentar berkaitan langsung dengan pernyataan atau kebijakan pajak yang disampaikan, komentar ditulis dalam bahasa Indonesia, dan komentar mengandung opini atau sikap (bukan spam atau simbol kosong).

Pengumpulan data dilakukan melalui komentar YouTube dengan cara crawling data menggunakan python pada google collaboration. Untuk mengurangi noise dan meningkatkan performa klasifikasi SVM dilakukan preprocessing data. Tahapan preprocessing meliputi

1. *cleansing*, yaitu menghapus karakter non-alfabet dan menyelaraskan format huruf diperlukan untuk menghindari redundansi fitur. Tanpa langkah ini, kata yang sama dengan variasi kapitalisasi (misalnya “Pajak” dan “pajak”) akan dianggap sebagai dua dimensi fitur yang berbeda, yang dapat memperumit hyperplane pada SVM.
2. *case folding*, yaitu mengubah karakter huruf dalam teks menjadi huruf kecil (*lowercase*). Langkah ini diperlukan untuk memastikan konsistensi data. Algoritma komputer (termasuk SVM) bersifat *case-sensitive*, sehingga kata yang sama namun berbeda kapitalisasi (seperti “Menteri” dan “menteri”) akan dianggap sebagai dua entitas yang berbeda jika tidak diseragamkan.
3. *normalisasi*, yaitu mengubah kata tidak baku (seperti “yg” menjadi “yang”) sangat krusial untuk memastikan konsistensi frekuensi kata dalam pembobotan TF-IDF. Hal ini mencegah munculnya banyak fitur unik (dimensi tinggi) yang sebenarnya memiliki makna yang sama, sehingga model lebih fokus pada konten semantik kebijakan.
4. *tokenization*, yaitu memecah satu rangkaian kalimat atau teks panjang menjadi potongan-potongan kecil yang disebut token (biasanya berupa kata tunggal). Langkah ini bertujuan untuk menganalisis setiap kata secara individual guna menghitung frekuensi kemunculannya (TF-IDF) di tahap selanjutnya. Kalimat “pak purbaya orang yang bisa diharapkan rakyat” diubah menjadi struktur daftar kata: [pak, purbaya, orang, yang, bisa, diharapkan, rakyat].
5. *stopword removal*, yaitu menghapus kata sambung (seperti “dan”, “di”) diperlukan karena kata-kata ini memiliki nilai Inverse Document Frequency (IDF) yang rendah dan tidak membawa muatan sentimen. Penghapusan ini secara signifikan mengurangi beban komputasi SVM tanpa menghilangkan informasi penting.
6. *stemming*, yaitu mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar (misalnya “keuangan” menjadi “uang”) bertujuan untuk mengelompokkan berbagai variasi morfologi ke dalam satu fitur tunggal. Dalam konteks SVM, hal ini menyederhanakan ruang dimensi tinggi (*high-dimensional space*) sehingga pencarian hyperplane optimal menjadi lebih efisien dan akurat.
7. Pelabelan data dalam penelitian ini tidak dilakukan secara manual satu per satu, melainkan menggunakan pendekatan otomatis berbasis kamus kata (*lexicon-based*).

Klasifikasi sentimen dalam penelitian ini diimplementasikan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan konfigurasi hiperparameter yang mencakup penggunaan kernel polynomial untuk menangkap hubungan non-linear antar fitur kata. Parameter Regularization (C) ditetapkan sebesar 1.0 untuk mengontrol keseimbangan antara lebar margin dan minimalisasi kesalahan klasifikasi. Selain itu, koefisien kernel menggunakan nilai Gamma 'scale' yang dihitung secara otomatis berdasarkan jumlah fitur dan varians data, serta menggunakan Degree 3 sebagai derajat polinomial dalam fungsi kernel. Konfigurasi ini dirancang agar model dapat menentukan hyperplane optimal dalam ruang berdimensi tinggi guna memisahkan kelas sentimen positif dan negatif secara akurat.

Proses penyetelan hiperparameter dilakukan menggunakan metode Grid Search dengan 10-fold Cross Validation. Metode ini mengevaluasi berbagai kombinasi nilai C dan kernel polynomial untuk menemukan konfigurasi yang menghasilkan akurasi tertinggi pada data latih. Data dibagi menjadi dua bagian yaitu 80% data latih (*training set*) dan 20% data uji (*testing set*). Kinerja model SVM dievaluasi menggunakan metrik yang terdiri dari accuracy, precision, recall, F1-score, dan support. Implementasi model dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python 3.x dengan bantuan pustaka Scikit-Learn untuk pemodelan SVM, serta NLTK untuk proses prapemrosesan teks Bahasa Indonesia.

Hasil Dan Pembahasan

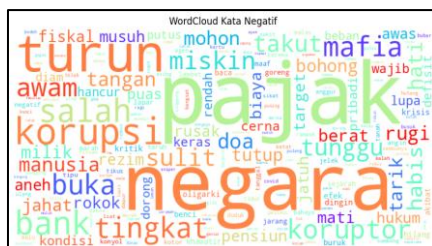
Pengumpulan Data

Hasil crawling data disimpan dalam bentuk file CSV (*Comma Separated Values*) untuk diolah lebih lanjut. Data ini berisi sejumlah atribut yang diperlukan untuk melakukan analisis sentimen. Adapun rincian kolom data yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

Tabel 1. Hasil crawling data

Kolom	Jumlah	Tipe Data	Keterangan
Username	2.950	Teks	Nama pengguna yang menuliskan komentar
Comment	2.950	Teks	Isi komentar yang diambil dari Youtube
Time	2.950	Teks	Waktu komentar
Vote	2.950	Integer	Jumlah like pada komentar
Reply	2.950	Teks	Jumlah balasan pada komentar

Pelabelan data menggunakan pendekatan lexicon-based dengan memanfaatkan kamus Sedangkan Gambar 4 menampilkan WordCloud untuk komentar dengan sentimen negatif. Kata “negara”, “pajak”, “turun”, “korupsi”, dan “buka” muncul sebagai kata yang paling menonjol. Pola ini menunjukkan bahwa sebagian besar komentar bernada keluhan dan kritik terhadap kondisi negara, isu perpajakan, serta persepsi negatif mengenai korupsi. Kata-kata seperti “mafia”, “berat”, “rugi”, “sulit”, dan “defisit” juga sering muncul, mencerminkan kekhawatiran publik terhadap beban ekonomi serta ketidakpercayaan terhadap pengelolaan fiskal.



Gambar 4. Wordcloud sentimen negatif

Analisis Klasifikasi

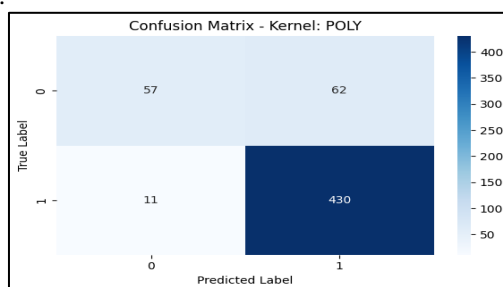
Pada tahap analisis klasifikasi, model SVM dengan kernel polynomial dibangun menggunakan data yang telah melalui proses pra-pemrosesan. Data dibagi dengan skema 80:20 untuk pelatihan dan pengujian. Performa model menunjukkan performa yang bervariasi antara kedua kelas sentimen.

Tabel 2. Hasil kalsifikasi

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negative	0.84	0.48	0.61	119
Positive	0.87	0.9	0.92	441
Accuracy			0.87	560
Macro Avg	0.86	0.73	0.77	560
Weighted Avg	0.87	0.87	0.86	560

Hasil evaluasi kinerja model Support Vector Machine (SVM) dengan kernel polynomial menunjukkan tingkat akurasi keseluruhan sebesar 87%, yang mengindikasikan efektivitas model dalam mengklasifikasikan respons publik. Model menunjukkan performa yang sangat superior dalam mengenali sentimen positif dengan nilai precision 0,87, recall 0,90, dan f1-score mencapai 0,92 pada 441 data uji. Sebaliknya, pada sentimen negatif, meskipun nilai precision tergolong kuat di angka 0,84, model menghadapi tantangan pada nilai recall yang hanya sebesar 0,48, sehingga hanya mampu mendeteksi kurang dari separuh total data negatif yang berjumlah 119 komentar. Perbedaan performa ini tercermin pula pada nilai macro average recall sebesar 0,73, yang menunjukkan adanya pengaruh ketidakseimbangan distribusi data kelas di mana sentimen positif mendominasi secara signifikan dibandingkan sentimen negatif.

Untuk melengkapi analisis tersebut, dilakukan juga visualisasi confusion matrix guna melihat distribusi prediksi model pada setiap kelas secara lebih detail.



Gambar 5. Confusion matrix

Gambar 5 bahwa model cenderung lebih baik dalam mengenali sentimen positif dibandingkan sentimen negatif, meskipun masih ditemukan sejumlah kesalahan pada kedua kelas.

Pembahasan

Sentimen positif mendominasi secara signifikan. Dari total komentar yang dianalisis, sebanyak 2.248 komentar (80,4%) tergolong dalam sentimen positif. Salah satu komentar positif yaitu “Bahasanya gak terlalu tinggi, jelas, dan mudah dimengerti, dan caranya memperbaiki ekonomi sangat menarik. Pak Purbaya Jenius 🙌😊” Hal ini menunjukkan bahwa mayoritas masyarakat memberikan respons yang mendukung, menyetujui, atau menilai secara baik keputusan Menteri Keuangan Purbaya untuk tidak menaikkan pajak. Dominasi sentimen positif ini dapat diinterpretasikan sebagai indikasi tingginya tingkat

penerimaan publik terhadap kebijakan tersebut, sekaligus mencerminkan persepsi bahwa kebijakan yang disampaikan dianggap berpihak pada kondisi ekonomi masyarakat.

Sementara itu, sentimen negatif berjumlah 548 komentar (19,6%). Proporsi ini menunjukkan bahwa masih terdapat sebagian masyarakat yang mengekspresikan ketidakpuasan, kekhawatiran, atau kritik terhadap pernyataan dan kebijakan yang disampaikan seperti “Pajak itu adalah tabungan Rakyat yang dikorupsi oleh oknum pejabat”, “Hasil perampasan aset koruptor adalah pemasukan negara, wajar tak naikin pajak, Smg tambah lagi pejabat" jujur dan berani mengungkap koruptor..”, “Allahu Akbar, do'a rakyat Indonesia yg berakal waras 🙏, smoga beliau bs memenuhi harapan rakyat yg selama ini menderita di dzolimi pejabat2 PENGKHIANAT BANGSA, Bismillah maju terus Pak Pur utk NKRI 🙏🙏🙏❤️🥰IDIDIDIDIDID” dan “Kasihannya Rakyat..klo di naikan pajak terus. APBN asal digunakan secara efisien ,tepat sasaran jg tidak ada kebocoran...penyalahgunaan oleh pejabat pusat dan daerah...tentu akan berjalan dengan baik keadaan ekonomi Indonesia”.

Meskipun jumlahnya relatif lebih kecil dibandingkan sentimen positif, keberadaan sentimen negatif ini tetap penting sebagai masukan bagi pemerintah untuk memahami aspek kebijakan atau komunikasi yang masih menimbulkan resistensi atau persepsi kurang baik. Dominasi sentimen positif dalam penelitian ini dapat diinterpretasikan sebagai bentuk tingginya tingkat penerimaan publik (*public acceptance*) terhadap kebijakan fiskal yang dianggap pro-masyarakat, selaras dengan temuan [16] yang menyatakan bahwa kebijakan pajak yang dipersepsikan tidak memberatkan cenderung memunculkan dukungan publik yang lebih luas.

Temuan ini juga sejalan dengan penelitian [4], yang menekankan bahwa tingkat kepercayaan publik terhadap pemerintah (*trust in government*) dan persepsi terhadap beban pajak (*perceived tax burden*) merupakan faktor kunci dalam penerimaan kebijakan pajak. Dalam konteks penelitian ini, dominasi sentimen positif dapat diinterpretasikan sebagai indikasi bahwa keputusan tidak menaikkan pajak memperkuat persepsi bahwa pemerintah mempertimbangkan kondisi ekonomi masyarakat, sehingga meningkatkan kepercayaan publik. Hasil penelitian ini juga relevan dengan kajian [17] yang mengemukakan bahwa pajak sering dipersepsikan masyarakat sebagai bentuk hukuman (*tax as punishment*) apabila tidak disertai dengan komunikasi yang jelas mengenai manfaat dan layanan publik yang dihasilkan. Dalam konteks pernyataan Menteri Keuangan Purbaya, dominasi sentimen positif mengindikasikan bahwa kebijakan tidak menaikkan pajak dipersepsikan lebih dekat dengan paradigma pajak sebagai layanan publik (*tax as service*) dibandingkan sebagai beban atau sanksi.

Simpulan

Sentimen positif mendominasi secara signifikan pernyataan Menteri Keuangan Purbaya terkait kebijakan tidak menaikkan pajak, dengan proporsi sebesar 80,4% dari total komentar yang dianalisis. Hal ini menunjukkan bahwa tingginya tingkat penerimaan publik terhadap kebijakan tersebut. Sementara itu, keberadaan sentimen negatif sebesar 19,6% mengindikasikan masih adanya kekhawatiran, kritik, dan ketidakpuasan dari sebagian masyarakat. Hal ini menjadi masukan penting bagi pemerintah untuk mengevaluasi aspek kebijakan maupun strategi komunikasi agar dapat meminimalkan resistensi publik di masa mendatang.

Secara metodologis, algoritma SVM terbukti efektif dalam mengklasifikasikan sentimen publik berbasis data teks media sosial, dengan tingkat akurasi mencapai 87%. Model menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam mengidentifikasi sentimen positif, meskipun masih memiliki keterbatasan dalam mengenali sentimen negatif. Hal ini menunjukkan bahwa kualitas preprocessing dan distribusi data kelas berpengaruh terhadap performa model.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Pertama, sumber dataset hanya terbatas pada komentar dari satu video YouTube, sehingga hasilnya mungkin tidak mencerminkan sentimen publik secara menyeluruh di platform media sosial lain seperti X (Twitter) atau Instagram yang memiliki karakteristik pengguna berbeda. Kedua, klasifikasi sentimen dalam studi ini hanya menggunakan kategori biner (positif dan negatif), tanpa menyertakan kelas netral yang sebenarnya berpotensi menangkap opini masyarakat yang bersifat informatif atau tidak memihak. Ketiga, penelitian ini berfokus secara eksklusif pada algoritma Support Vector Machine (SVM), sehingga belum menyediakan data komparatif dengan algoritma machine learning lain atau model deep learning untuk menguji efisiensi dan akurasi model dalam konteks kebijakan fiskal ini.

Selain itu, penelitian ini memberikan kontribusi empiris dalam kajian komunikasi kebijakan fiskal di Indonesia dengan memanfaatkan data media sosial dan pendekatan machine learning. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan pendekatan komparatif dengan algoritma lain, menambahkan kelas sentimen netral, atau mengintegrasikan analisis aspek (*aspect-based sentiment analysis*) guna memperoleh pemahaman yang lebih mendalam terhadap dinamika opini publik.

Daftar Pustaka

- [1] S. Kondolele, M. I. Sultan, M. Akbar, and B. A. Putra, “The nexus between public communication and policy implementation revisited: insights from the Population and Civil Registration Service of South Sulawesi, Indonesia,” *Front. Commun.*, vol. 10, p. 1556747, 2025.

- [2] J. Mannayong and M. Faisal, "Transformasi digital dan partisipasi masyarakat: mewujudkan keterlibatan publik yang lebih aktif," *J. Adm. Publik*, vol. 20, no. 1, pp. 53–75, 2024.
- [3] F. Addiina and Rizali, "Analisis Kontribusi Pajak Penunjang Sektor Pariwisata di Kota Banjarmasin," *J. Ilmu Ekon. dan Pembang.*, vol. 7, no. 2, pp. 291–303, 2024.
- [4] I. Muhammad, N. N. Mohd Hasnu, M. A. Ibrahim, S. Abdul Hamid, and M. Mohd Hanefah, "Trust in government and its determinants: An empirical study of public acceptability for carbon tax in Malaysia," *Sustainability*, vol. 14, no. 23, p. 15684, 2022.
- [5] R. H. Hariri, E. M. Fredericks, and K. M. Bowers, "Uncertainty in big data analytics: survey, opportunities, and challenges," *J. Big data*, vol. 6, no. 1, pp. 1–16, 2019.
- [6] M. Taufik, V. Aris, A. Ruslan, F. Islamiah, and A. B. M. Asizah, "Analisis Kualitas Layanan Digital pada Sektor Perbankan Digital," *RIGGS J. Artif. Intell. Digit. Bus.*, vol. 4, no. 1, pp. 360–367, Apr. 2025, doi: 10.31004/riggs.v4i1.417.
- [7] O. H. Kwon *et al.*, "Sentiment analysis of the United States public support of nuclear power on social media using large language models," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 200, p. 114570, 2024.
- [8] T. Sutanjar and O. Saryono, "Pengaruh Motivasi, Kepemimpinan dan Disiplin Pegawai terhadap Kinerja Pegawai," *J. Manag. Rev.*, vol. 3, no. 2, 2019, [Online]. Available: <https://jurnal.unigal.ac.id/managementreview/article/view/2514>
- [9] D. Valkenburg, A.-J. Rousseau, M. Geubbelmans, and T. Burzykowski, "Support vector machines," *Am. J. Orthod. Dentofac. Orthop.*, vol. 164, no. 5, pp. 754–757, 2023.
- [10] F. Islamiah and I. Muthahharah, "Sentiment Analysis Approach to User Perceptions of Ammana Sharia Fintech Based on Machine Learning Algorithms," *J. Ekon. Ichsan Sidenreng Rappang*, vol. 4, no. 2, pp. 359–369, 2025.
- [11] F. Rahmadayana and Y. Sibaroni, "Sentiment Analysis of Work from Home Activity using SVM with Randomized Search Optimization," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 5, pp. 936–942, 2021.
- [12] H. Sharma, S. Pangaonkar, R. Gunjan, and P. Rokade, "Sentimental Analysis of Movie Reviews using Machine Learning," in *ITM web of conferences*, EDP Sciences, 2023, p. 2006.
- [13] A. Nasayreh *et al.*, "Arabic Sentiment Analysis for ChatGPT using Machine Learning Classification Algorithms: A Hyperparameter Optimization Technique," *ACM Trans. Asian Low-Resource Lang. Inf. Process.*, vol. 23, no. 3, pp. 1–19, 2024.
- [14] K. Du, Y. Zhao, R. Mao, F. Xing, and E. Cambria, "Natural language processing in finance: A survey," *Inf. Fusion*, vol. 115, p. 102755, 2025.
- [15] C. Hill, F. Irshaidat, M. Johnson, and J. F. Fernandez, "An analytical assessment of sentiment analysis trends and methods through systematic review and topic modeling," *Decis. Anal. J.*, p. 100644, 2025.
- [16] W. Irmayani, "Persepsi Publik terhadap Kenaikan PPN 12%: Pendekatan Sentimen pada Komentar YouTube," *J. Khatulistiwa Inform.*, vol. 12, no. 2, pp. 112–118, 2024.
- [17] H. Mohammed and A. Tangl, "Taxation perspectives: Analyzing the factors behind viewing taxes as punishment—A comprehensive study of taxes as service or strain," *J. Risk Financ. Manag.*, vol. 17, no. 1, p. 5, 2023.
- [18] M. Rizki *et al.*, "Determining Marketing Strategy At LPP TVRI Riau Using SWOT Analysis Method," *yrpipku.com*, vol. 3, no. 1, pp. 10–18.
- [19] A. Wicaksono and F. Yuamita, "Pengendalian Kualitas Produksi Sarden Menggunakan Metode Failure Mode and Effect Analysis (FMEA) Untuk Meminimumkan Cacat Kaleng Di PT. Maya Food Industries," *J. Teknol. dan Manaj. Ind. Terap.*, vol. 1, pp. 1–6, 2022, doi: <https://doi.org/10.55826/tmit.v1i1.6>.
- [20] J. N. A. Aziza, "Perbandingan Metode Moving Average, Single Exponential Smoothing, dan Double Exponential Smoothing Pada Peramalan Permintaan Tabung Gas LPG PT Petrogas Prima Services," *J. Teknol. dan Manaj. Ind. Terap.*, vol. 1, pp. 35–41, 2022, doi: <https://doi.org/10.55826/tmit.v1i1.8>.
- [21] S. Adi and F. Yuamita, "Analisis Ergonomi Dalam Penggunaan Mesin Penggilingan Pupuk Menggunakan Metode Quick Exposure Checklist Pada PT. Putra Manunggal Sakti," *J. Teknol. dan Manaj. Ind. Terap.*, vol. 1, pp. 22–34, 2022, doi: <https://doi.org/10.55826/tmit.v1i1.7>.
- [22] A. Rinaldi, N. Rahmadani, P. Papilo, Silvia, and M. Rizki, "Analisa Pengambilan Keputusan Pemilihan Bahan Dalam Pembuatan Kemeja Menggunakan Metode TOPSIS," *ejournal.uin-suska.ac.id*, vol. 18, no. 2, pp. 163–172, 2021.
- [23] F. Surayya Lubis, A. Putri Rahima, M. Isnaini Hadiyul Umam, and M. Rizki, "Analisis Kepuasan Pelanggan dengan Metode Servqual dan Pendekatan Structural Equation Modelling (SEM) pada Perusahaan Jasa Pengiriman Barang di Wilayah Kota Pekanbaru," *ejournal.uin-suska.ac.id*, vol. 16, no. 02, pp. 25–31, 2019.