Jurnal Manajemen dan Teknologi Informasi (JMTI)
Volume 16, Issue 02, 2026, pp. 37-47
ISSN 2721-7604 (Online); ISSN 2087-5312 (Print)
DOI: 10.59819

ANALISIS SENTIMEN KEBIJAKAN WFH BAGI ASN MENGGUNAKAN ALGORITMA SVM DI MEDIA SOSIAL X

Sanu Octofianto[1], Siti Nur Khasanah[2]
[1]Universitas Bina Sarana Informatika, Jakarta, Indonesia; sanuoctofianto@gmail.com
[2]Universitas Bina Sarana Informatika, Jakarta, Indonesia; siti.skx@bsi.ac.id
Corresponding author; E-mail address: sanuoctofianto@gmail.com

ARTICLE INFO
Article history
Received July 29, 2026
Revised September 07, 2026
Accepted October 18, 2026
Available online October 31, 2026

Keyword: Sentiment Analysis, Support Vector Machine, TF-IDF, Work From Home, Civil Servants

Copyright ©2026 by Author.
Published by Fakultas Teknik dan Informatika
Universitas PGRI Mahadewa Indonesia

Abstract. This research addresses the Work From Home (WFH) policy for Indonesian civil servants (ASN), which has triggered diverse public discussion on the social media platform X but has not yet been examined through data-driven sentiment analysis. The study aims to build a Support Vector Machine (SVM) based sentiment classification model, to measure its accuracy, and to identify the resulting public sentiment tendency. Following the Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) framework, 1,300 Indonesian-language tweets were collected through web scraping, followed by text preprocessing (cleaning, case folding, tokenizing, normalization, stopword removal, and stemming), lexicon-based sentiment labeling, TF-IDF feature weighting, and SVM classification with a linear kernel. The labeling stage produced 818 positive tweets (62.9%) and 482 negative tweets (37.1%). Tested on 260 data points, the SVM model achieved an accuracy of 80.38%, with a weighted average precision, recall, and F1-score of 0.80. The confusion matrix showed 147 true positives, 62 true negatives, 34 false positives, and 17 false negatives. These findings indicate that public sentiment toward the WFH policy for ASN tends to be positive, and that the SVM-TF-IDF combination is effective for Indonesian-language social media sentiment classification, providing a data-driven basis for policy evaluation.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi yang berlangsung cepat telah mengubah cara masyarakat berinteraksi dan menyampaikan pandangan terhadap berbagai isu publik. Media sosial X (sebelumnya Twitter) menjadi salah satu kanal utama bagi masyarakat Indonesia untuk menyuarakan opini, mengingat Indonesia tercatat sebagai negara dengan pengguna X terbanyak ketiga di dunia dengan estimasi 25,2 juta pengguna pada awal 2026 (Setiawan et al., 2026). Basis pengguna yang besar tersebut menjadikan platform ini ruang strategis bagi publik untuk merespons kebijakan pemerintah, termasuk kebijakan Work From Home (WFH) bagi Aparatur Sipil Negara (ASN).

Kebijakan WFH bagi ASN merupakan bentuk fleksibilitas kerja yang memungkinkan pegawai negeri bekerja dari rumah, dan kembali diperluas sebagai langkah efisiensi energi di tengah

dinamika geopolitik global. Kebijakan ini berdampak luas terhadap produktivitas ASN, kualitas pelayanan publik, hingga lalu lintas kota besar, sehingga memunculkan beragam respons publik mulai dari dukungan hingga kekhawatiran. Platform X, dengan sifatnya yang terbuka, real-time, dan padat opini, memiliki posisi strategis untuk mengkaji respons masyarakat terhadap kebijakan publik yang baru diberlakukan (Oktavian et al., 2025).

Analisis sentimen atau opinion mining merupakan proses otomatis untuk memahami, mengekstrak, dan memproses data tekstual guna memperoleh informasi tentang sentimen dalam kalimat opini (Sari & Kurniawan, 2024). Pendekatan komputasional diperlukan mengingat volume data opini di media sosial yang sangat besar sehingga tidak memungkinkan dianalisis manual. Salah satu algoritma pembelajaran mesin yang terbukti efektif untuk klasifikasi teks adalah Support Vector Machine (SVM), yaitu algoritma pembelajaran terawasi yang bekerja dengan menemukan hyperplane paling optimal untuk memisahkan kelas data (Ardiansyah & Mujilahwati, 2025). SVM dipilih karena akurasinya yang tinggi ketika dipadukan dengan TF-IDF, serta kemampuannya menangani data berdimensi tinggi seperti representasi teks.

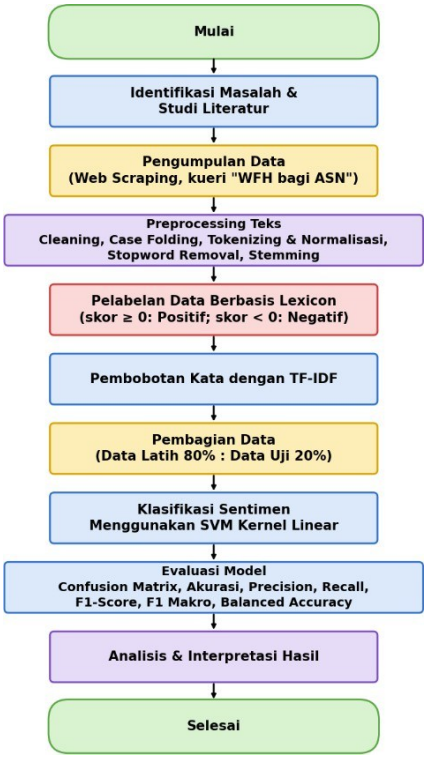
Sejumlah penelitian tahun 2025 melaporkan kinerja SVM dengan pembobotan TF-IDF pada sentimen kebijakan pemerintah di media sosial X, tetapi angkanya tidak dapat dibandingkan secara langsung karena dataset, jumlah kelas, cara pelabelan, dan skema evaluasinya berbeda. (Mumtaz et al., 2025) melaporkan akurasi 96,37% pada kebijakan efisiensi anggaran dengan tiga kelas sentimen (positif, netral, negatif); (Ibrahim et al., 2025) melaporkan 94,66% pada 1.001 tweet tentang RUU TNI, juga dengan tiga kelas; (Nurhasananda & Akbar, 2025) melaporkan akurasi rata-rata 78,99% pada revisi UU TNI dengan pelabelan manual dan 5-fold cross validation atas tweet periode 1–31 Maret 2025; (Sarumpaet & Suryono, 2025) melaporkan akurasi 95% pada 7.508 tweet kebijakan PPPK dengan SMOTE, dibandingkan Naïve Bayes sebesar 87%; dan (Fatkhurrohman et al., 2025) melaporkan akurasi 80% dengan weighted F1-score 0,76 pada Program Makan Bergizi Gratis. Rentang 78,99%–96,37% tersebut digunakan hanya sebagai konteks, bukan sebagai tolok ukur keunggulan suatu metode.

Studi yang paling dekat dengan isu ini menganalisis instruksi kepegawaian ASN yang lain, yaitu kewajiban ASN menggunakan transportasi umum (Oktavian et al., 2025). Dari penelusuran literatur yang dilakukan penulis, belum ditemukan penelitian yang mengkaji sentimen terhadap kebijakan WFH bagi ASN di media sosial X dengan SVM. Perbedaan objek kebijakan saja belum cukup menjadi kontribusi ilmiah. Dibandingkan studi-studi di atas, penelitian ini berbeda pada objek kebijakan, korpus (1.300 tweet), pelabelan otomatis berbasis lexicon dengan dua kelas, dan evaluasi pada satu kali pembagian 80:20. Sebaliknya, pelabelan manual dan validasi silang (Nurhasananda & Akbar, 2025) serta penyeimbangan kelas (Sarumpaet & Suryono, 2025) tidak diterapkan di sini dan diakui sebagai keterbatasan. Kontribusi artikel ini karena itu bersifat terbatas: menyajikan baseline SVM–TF-IDF yang terdokumentasi untuk korpus tweet kebijakan WFH ASN, melaporkan evaluasi yang tidak bertumpu pada akurasi tunggal (baseline kelas mayoritas, F1 makro, dan balanced accuracy), serta menguraikan secara terbuka kelemahan pipeline yang memengaruhi interpretasi hasil.

Penelitian bersifat deskriptif-eksploratif dan dipandu tiga pertanyaan: (1) bagaimana kinerja SVM kernel linear dengan fitur TF-IDF dalam mengklasifikasikan tweet kebijakan WFH ASN terhadap label lexicon positif dan negatif; (2) seberapa jauh kinerja tersebut melampaui baseline kelas mayoritas dan bagaimana kinerjanya pada masing-masing kelas; serta (3) bagaimana distribusi label sentimen pada korpus tweet yang berhasil dikumpulkan. Penelitian ini tidak menguji hipotesis statistik, dan temuannya diposisikan sebagai titik awal, bukan sebagai dasar tunggal evaluasi kebijakan.

METODE

Penelitian ini mengikuti kerangka Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM), yaitu panduan sistematis dan terstruktur untuk proyek data mining (Amelia & Sarimole, 2024) (Luthfiansyah & Wasito, 2023). Kegiatan penelitian dipetakan ke fase CRISP-DM sebagai berikut. Business understanding berupa perumusan tujuan, yakni mengklasifikasikan tweet tentang kebijakan WFH ASN ke dalam kelas positif dan negatif serta melihat distribusi labelnya. Data understanding mencakup pengumpulan tweet melalui web scraping dan pengamatan awal terhadap topik pembicaraan. Data preparation mencakup preprocessing teks, pelabelan lexicon pada teks hasil preprocessing, pembobotan TF-IDF, dan pembagian data latih dan data uji. Modeling adalah pelatihan SVM kernel linear. Evaluation adalah pengujian pada data uji dengan confusion matrix dan metrik turunannya. Fase deployment terbatas pada penyajian hasil dalam bentuk tabel dan visualisasi pada artikel ini; model tidak diimplementasikan sebagai sistem yang berjalan, sehingga fase tersebut tidak termasuk ruang lingkup penelitian.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Data berupa tweet berbahasa Indonesia yang membahas kebijakan WFH ASN dikumpulkan melalui web scraping, yaitu pengumpulan data otomatis dari situs web dengan skrip pemrograman (Muhammad Adhit Dwi Yuda, 2025). Scraping dijalankan dengan tool tweet-harvest berbasis Node.js melalui Google Colaboratory dan autentikasi auth token akun X, sehingga tidak memerlukan API berbayar (Azizah & Ramadhan, 2024). Kueri yang digunakan adalah "WFH bagi ASN" dengan mode pencarian by keyword pada tab Latest, dan hasilnya disimpan dalam berkas ASN.csv. Kriteria inklusi adalah tweet berbahasa Indonesia yang berkaitan dengan kebijakan WFH ASN dan bukan retweet tanpa komentar tambahan. Informasi berikut dicantumkan agar penelitian dapat direplikasi: periode tweet terlama tercatat pada 1 April 2026, sedangkan tweet terbaru tercatat pada 18 Agustus 2026, tanggal crawling 1 April 2026, batas pengambilan data yang ditetapkan pada tool tweet-harvest, versi tool 2.7.1, jumlah data mentah sebelum penyaringan 1300 tweet yang digunakan sebagai data penelitian tanpa melakukan penghapusan tweet duplikat.. Karena hanya satu kueri pada tab

Latest yang digunakan, 1.300 tweet yang diperoleh adalah seluruh hasil yang berhasil diambil dari kueri tersebut, bukan seluruh tweet tentang WFH ASN di platform X dan bukan sampel acak; temuan dibatasi pada kerangka data ini.

Data kemudian melalui preprocessing secara berurutan: cleaning (penghapusan URL, mention, hashtag, simbol, dan angka), case folding, tokenizing dan normalisasi kata tidak baku berdasarkan kamus normalisasi, stopword removal, serta stemming dengan library Sastrawi. Tahap ini penting dalam text mining karena hasilnya berpengaruh pada akurasi klasifikasi (Emarapenta et al., 2024). Perlu dicatat bahwa daftar stopword yang digunakan juga menghapus kata negasi "tidak"; dampaknya dibahas pada bagian Hasil dan Pembahasan. Target klasifikasi dalam penelitian ini adalah polaritas teks tweet (positif atau negatif), bukan sikap pengguna terhadap kebijakan WFH. Tweet berita atau informasi yang tidak menyatakan dukungan maupun penolakan tetap menerima label polaritas berdasarkan kata bermuatan sentimen di dalamnya. Penelitian membatasi diri pada dua kelas sesuai ruang lingkupnya, tanpa kelas netral; pembatasan ini merupakan batasan ruang lingkup dan bukan klaim bahwa korpus tidak memuat tweet netral. Pelabelan dilakukan secara otomatis dengan pendekatan lexicon pada teks hasil preprocessing, menggunakan dua kamus kata berbobot, positive.tsv dan negative.tsv (Sarumpaet & Suryono, 2025). Skor tiap tweet adalah jumlah bobot seluruh kata tweet yang terdapat pada kedua kamus; tweet berskor ≥ 0 diberi label positif dan tweet berskor < 0 diberi label negatif. Dengan aturan ini, tweet berskor nol, termasuk tweet yang tidak memuat satu pun kata lexicon, dikelompokkan sebagai positif. Label yang dihasilkan adalah label lexicon yang dipakai sebagai acuan pelatihan dan pengujian; label ini belum divalidasi oleh anotator manusia dan kesepakatan antar-anotator belum dihitung, sehingga kinerja model pada artikel ini dibaca sebagai kesesuaian dengan label lexicon, bukan ketepatan terhadap sentimen yang dinilai manusia.

Setelah pelabelan, teks diubah menjadi representasi numerik dengan TfidfVectorizer dari library scikit-learn (max_features=2.500 dan ngram_range=(1,2), parameter lain bawaan) versi yang digunakan untuk scikit-learn 1.6.1 dan Python 3.13.16. Pada implementasi penelitian ini, vectorizer di-fit pada seluruh 1.300 tweet sebelum data dibagi, sehingga kosakata dan nilai IDF turut dipelajari dari data uji; hal ini berpotensi menimbulkan kebocoran informasi (data leakage) dan membuat kinerja yang dilaporkan cenderung optimistis. Data kemudian dibagi 80% data latih dan 20% data uji (Amandasari & Damayanti, 2025) dengan train_test_split (random_state=42) tanpa stratifikasi, menghasilkan 1.040 data latih dan 260 data uji. Data uji berisi 164 tweet berlabel positif dan 96 tweet berlabel negatif (63,1% dan 36,9%), mendekati distribusi keseluruhan.

Klasifikasi menggunakan kelas SVC dari scikit-learn dengan kernel linear dan parameter bawaan (C=1,0, tanpa class_weight). Kernel linear dipilih sebagai konfigurasi dasar yang umum dipakai dan efisien untuk fitur TF-IDF berdimensi tinggi; pilihan ini belum dibandingkan secara empiris dengan kernel lain. Penelitian ini juga tidak melakukan pencarian parameter melalui stratified cross-validation dan tidak membandingkan SVM dengan algoritma lain. Evaluasi dilakukan pada data uji tunggal dengan confusion matrix, akurasi, serta precision, recall, dan F1-score per kelas, ditambah F1-score makro dan balanced accuracy yang dihitung dari confusion matrix, serta akurasi baseline yang selalu memprediksi kelas mayoritas.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan dan Pelabelan Data

Proses crawling menggunakan kata kunci "WFH bagi ASN" menghasilkan sebanyak 1.300 tweet berbahasa Indonesia yang dikumpulkan melalui tab Latest pada platform X. Jumlah

tersebut merupakan data yang berhasil dikumpulkan berdasarkan kata kunci dan kriteria inklusi yang digunakan dalam penelitian, sehingga tidak mencakup seluruh percakapan mengenai WFH bagi ASN di platform X. Data yang diperoleh selanjutnya melalui tahap preprocessing teks, meliputi cleaning, case folding, tokenizing, normalisasi kata, stopword removal, dan stemming. Penelitian ini tidak melakukan penghapusan data duplikat secara khusus. Oleh karena itu, kemungkinan adanya tweet dengan isi yang sama masih perlu dipertimbangkan dalam menginterpretasikan hasil evaluasi model. Distribusi label sentimen yang diperoleh melalui pendekatan lexicon-based disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Hasil Pelabelan Sentimen

Sentimen	Jumlah Tweet	Persentase
Positif	818	62,9%
Negatif	482	37,1%
Total	1.300	100%

Sumber: Diolah oleh peneliti (2026)

Tabel 1 menunjukkan bahwa label positif berjumlah 818 tweet (62,9%) dan label negatif 482 tweet (37,1%). Angka ini adalah proporsi label lexicon pada 1.300 tweet yang berhasil dikumpulkan; angka tersebut tidak mewakili mayoritas masyarakat atau seluruh pengguna X. Karena tweet berskor nol dikelompokkan sebagai positif dan label belum divalidasi oleh manusia, proporsi label positif dapat terpengaruh oleh aturan pelabelan ini, dan besar pengaruhnya belum dapat ditentukan.

Untuk menggambarkan perubahan teks setelah preprocessing beserta label yang dihasilkan, enam contoh tweet disajikan pada Tabel 2. Teks asli ditampilkan lengkap, pasangan sebelum dan sesudah preprocessing berasal dari tweet yang sama.

Tabel 2. Contoh Tweet Sebelum dan Sesudah Preprocessing serta Label Lexicon

No	Sebelum Preprocessing	Setelah Preprocessing	Label
1	Sabtu bagi pekerja tetap berkantor teman2 ASN TNI/POLRI & Usaha Swasta...WFH tetap tingkatkan kinerjanya dirumah untuk suksesnya Pembangunan Nasional. https://t.co/LVCJMww0jR	sabtu kerja tetap kantor teman asn tni polri usaha swasta nkri atur WFH tetap tingkat kerja rumah sukses bangun nasional periode	Positif
2	Informasi Kantor Pertanahan Kabupaten Pandeglang Pada hari ini diberlakukan sistem Work From Home (WFH) bagi sebagian ASN sebagai bagian dari pengaturan pola kerja yang fleksibel dan adaptif. https://t.co/ysdu5aPFrr	informasi kantor tanah kabupaten pandeglang hari laku sistem work from home WFH bagi asn bagi atur pola kerja fleksibel adaptif	Negatif
3	@lylylilac @catchmeupco Evaluasi ASN Kerja dari Rumah (WFH) dan sanksi bagi yang melanggar peraturan. https://t.co/OzWqAfbqnz	evaluasi asn kerja rumah WFH sanksi langgar atur	Negatif
4	Rencana pelaksanaan WFH bagi ASN di Trenggalek mendekati akhir pembahasan. Ditargetkan Pemkab mampu menghemat anggaran hingga Rp 9 miliar. https://t.co/pqaKt4f7n2	rencana laksana work from home WFH aparatur sipil negara asn trenggalek dekat akhir bahas bijak target pemkab hemat anggar rp miliar	Negatif
5	Kebijakan WFH bagi ASN tidak mengguncang pasar kantor komersial hanya berdampak terbatas pada gedung pemerintah dan memperkuat pola kerja hybrid. Selengkapnya di infografis ya Sobat Bisnis WFH asn pemerintah workfromhome perkantoran industry https://t.co/6TlBXqLs6w https://t.co/tVrCRFO4Ze	bijak WFH asn guncang pasar kantor komersial dampak batas gedung perintah kuat pola kerja hybrid lengkap infografis sobat bisnis WFH asn perintah workfromhome kantor industri	Positif
6	detikers pemerintah kini menerapkan WFH alias kerja dari rumah setiap hari Jumat bagi ASN. Kebijakan ini dilakukan untuk menghemat BBM imbas dari konflik di Timur Tengah. Kalau kamu sendiri gimana? Tim WFH tiap Jumat atau tetap ngantor nih? #WFH #budakkorporat #detikfinance https://t.co/FeDUbMMeV5	detikers perintah kini terap WFH alias kerja rumah hari jumat asn bijak laku hemat bbm imbas konflik timur tengah kalau kamu sendiri gimana tim WFH tiap jumat tetap ngantor	Positif

Sumber: Diolah oleh peneliti (2026)

Tabel 2 memperlihatkan bahwa preprocessing menghapus URL, mention, hashtag, dan tanda baca serta mengembalikan kata ke bentuk dasarnya. Tabel ini sekaligus memperlihatkan masalah pada pipeline. Pertama, stopword removal menghapus kata negasi: pada contoh 4, "tidak mengganggu pelayanan publik" menjadi "ganggu layan publik" dan berlabel negatif, padahal tweet asli menyatakan bahwa pelayanan publik tidak terganggu; pada contoh 5, "tidak mengguncang pasar kantor komersial" menjadi "guncang pasar kantor komersial" dan juga berlabel negatif. Karena pelabelan lexicon dilakukan pada teks hasil preprocessing, hilangnya negasi dapat membalik skor sentimen, sehingga label pada tweet yang mengandung negasi, tidak hanya pada dua contoh ini, perlu dipandang tidak andal. Kedua, tweet informatif seperti contoh 2 (pengumuman penerapan WFH di Kabupaten Pandeglang) berlabel negatif dan contoh 3 berlabel positif tanpa pernyataan dukungan atau penolakan yang jelas; tweet semacam ini memperlihatkan batas pelabelan lexicon dua kelas. Ketiga, token "WFH" tetap berhuruf kapital, tampaknya akibat tahap normalisasi, sehingga tidak semua huruf kapital hilang setelah case folding. Contoh dipilih untuk mengilustrasikan proses dan masalahnya, bukan untuk menggambarkan frekuensi kejadian pada seluruh data. Audit menyeluruh terhadap penghapusan negasi, disertai preprocessing yang mempertahankan kata negasi dan pelabelan ulang, diperlukan sebelum label dapat diperlakukan sebagai ground truth.

Ekstraksi Fitur TF-IDF

Teks yang telah melalui preprocessing dan pelabelan dikonversi menjadi representasi numerik dengan TF-IDF, menghasilkan matriks dengan 2.500 fitur kata dan bigram. Lima belas fitur dengan rata-rata skor TF-IDF tertinggi disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Fitur TF-IDF dengan Skor Tertinggi

No	Fitur	Rata-rata Skor TF-IDF
1	WFH	0,0518
2	asn	0,0511
3	WFH asn	0,0422
4	bijak	0,0353
5	kerja	0,0325
6	laku	0,0317
7	terap	0,0315
8	perintah	0,0303
9	hari	0,0297
10	from	0,0290
11	work	0,0288
12	work from	0,0287
13	home	0,0279
14	from home	0,0277
15	home WFH	0,0272

Sumber: Diolah oleh peneliti (2026)

Fitur "WFH" dan "asn" memiliki rata-rata skor TF-IDF tertinggi, diikuti bigram "WFH asn"; bigram "work from", "from home", dan "home WFH" juga termasuk lima belas fitur teratas. Rata-rata skor TF-IDF menunjukkan seberapa menonjol suatu fitur di seluruh dokumen, terutama kata-kata topik yang muncul di hampir semua tweet, dan tidak menunjukkan seberapa besar fitur tersebut memengaruhi keputusan SVM. Pengaruh fitur pada model linear

semestinya dianalisis melalui koefisien model untuk tiap kelas, yang belum dilakukan dalam penelitian ini.

Klasifikasi dan Evaluasi Model SVM

Model SVM dengan kernel linear dilatih menggunakan 1.040 data latih dan diuji terhadap 260 data uji. Hasil evaluasi menunjukkan model memperoleh akurasi sebesar 80,38%. Rincian precision, recall, dan F1-score untuk masing-masing kelas disajikan pada Tabel 4.

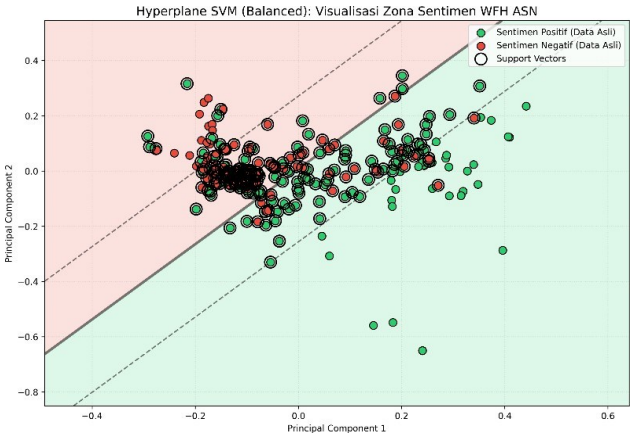
Tabel 4. Hasil Evaluasi Model SVM pada Data Uji

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Jumlah Data
Positif	0,81	0,90	0,85	164
Negatif	0,78	0,65	0,71	96
Rata-rata makro	0,80	0,77	0,78	260
Rata-rata tertimbang	0,80	0,80	0,80	260

Sumber: Diolah oleh peneliti (2026)

Kelas positif memperoleh precision 0,81, recall 0,90, dan F1-score 0,85, sedangkan kelas negatif memperoleh precision 0,78, recall 0,65 (62 dari 96 tweet negatif, atau 64,58%), dan F1-score 0,71. Rata-rata tertimbang precision, recall, dan F1-score masing-masing 0,80, sedangkan F1-score makro 0,78 dan balanced accuracy 77,11% (rata-rata recall kedua kelas). Sebagai pembanding, model yang selalu memprediksi kelas positif akan mencapai akurasi 63,08% (164 dari 260 data uji); akurasi SVM sebesar 80,38% berada 17,3 poin persentase di atas baseline tersebut. Hasil ini menunjukkan bahwa model mempelajari pola yang berkaitan dengan label lexicon, tetapi kemampuannya mengenali kelas negatif jauh lebih rendah daripada kelas positif. Angka ini berasal dari satu kali pembagian data tanpa interval kepercayaan, validasi silang, atau model pembanding, sehingga tidak dipakai untuk menyatakan bahwa kombinasi SVM–TF-IDF efektif secara umum atau lebih unggul daripada metode lain. Rentang akurasi penelitian terdahulu pada bagian Pendahuluan berasal dari dataset, jumlah kelas, pelabelan, dan skema evaluasi yang berbeda, sehingga hanya menjadi konteks dan bukan pembanding langsung. Karena itu, artikel ini tidak lagi menyatakan penerimaan atau penolakan hipotesis.

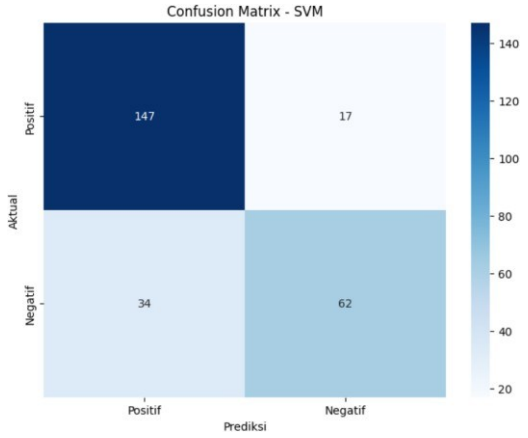
Karena data hasil ekstraksi TF-IDF memiliki 2.500 dimensi fitur, visualisasi dilakukan menggunakan Principal Component Analysis (PCA) dengan mereduksi dimensi menjadi dua komponen utama, yaitu PC1 dan PC2. Berdasarkan hasil PCA, PC1 menjelaskan varians sebesar 3,05%, sedangkan PC2 menjelaskan varians sebesar 1,94%, sehingga total varians yang dijelaskan oleh kedua komponen tersebut adalah 4,99%. Selanjutnya, model SVM dilatih ulang pada ruang dua dimensi tersebut untuk menghasilkan visualisasi batas keputusan antarkelas. Oleh karena itu, Gambar 2 digunakan sebagai ilustrasi pemisahan kelas dalam ruang PCA dua dimensi, bukan sebagai representasi langsung model SVM yang menghasilkan akurasi 80,38% pada ruang fitur TF-IDF asli.



Gambar 2. Ilustrasi Pemisahan Kelas pada Ruang PCA Dua Dimensi (Model SVM Dilatih Ulang)
Sumber: Diolah oleh peneliti (2026)

Pada Gambar 2, titik hijau merepresentasikan tweet berlabel positif dan titik merah tweet berlabel negatif, dengan garis solid abu-abu sebagai batas keputusan dan dua garis putus-putus sebagai margin model dua dimensi. Titik positif lebih banyak berada di sisi kanan bawah dan titik negatif di sisi kiri atas, tetapi terdapat tumpang tindih yang cukup besar di area tengah. Tumpang tindih ini menunjukkan bahwa dua komponen utama belum cukup memisahkan kedua kelas, tetapi tidak dapat dipakai untuk menjelaskan penyebab kesalahan model asli, termasuk rendahnya recall kelas negatif. Penyebab tersebut baru dapat dipastikan melalui analisis contoh salah klasifikasi pada ruang fitur asli, yang belum dilakukan dalam penelitian ini.

Rincian hasil klasifikasi disajikan lebih lanjut melalui confusion matrix pada Gambar 3 dan Tabel 5.



Gambar 3. Confusion Matrix Model SVM
Sumber: Diolah oleh peneliti (2026)

Tabel 5. Confusion Matrix Model SVM

Label	Prediksi Positif	Prediksi Negatif
Aktual Positif	147 (TP)	17 (FN)
Aktual Negatif	34 (FP)	62 (TN)

Sumber: Diolah oleh peneliti (2026)

Tabel 5 menunjukkan bahwa model memprediksi tepat 209 dari 260 data uji, terdiri atas 147 true positive dan 62 true negative. Kesalahan terbanyak adalah 34 tweet berlabel negatif yang diprediksi positif, dibandingkan 17 tweet berlabel positif yang diprediksi negatif. Salah satu dugaan penyebabnya adalah ketidakseimbangan kelas pada data latih (sekitar 63% positif), karena model utama dilatih tanpa class_weight. Dugaan lain adalah derau pada label lexicon, hilangnya negasi, dan keberadaan tweet informatif yang dipaksa masuk ke salah satu dari dua kelas. Dugaan-dugaan ini belum diuji; pengujiannya memerlukan perbandingan dengan class_weight atau strategi penyeimbangan lain yang diterapkan hanya pada data latih atau lipatan latih, serta audit manual terhadap tweet yang salah diklasifikasikan.

Visualisasi Word Cloud

Untuk memberikan gambaran menyeluruh terhadap frekuensi kemunculan kata pada keseluruhan dataset, seluruh teks hasil preprocessing digabungkan menjadi satu string dan divisualisasikan menggunakan library WordCloud pada Python, sebagaimana disajikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Word Cloud Kata yang Paling Sering Muncul

Sumber: Diolah oleh peneliti (2026)

Pada Gambar 4, ukuran kata berbanding lurus dengan frekuensi kemunculannya dalam keseluruhan data tweet. Kata yang paling dominan, antara lain "WFH", "asn", "aparatur", "home", "kerja", "rumah", "sipil", "negara", dan "work", mencerminkan topik pengumpulan data dan sejalan dengan kueri "WFH bagi ASN", sehingga word cloud hanya berfungsi sebagai pemeriksaan deskriptif bahwa isi korpus sesuai topik. Visualisasi ini tidak menunjukkan dukungan atau alasan penolakan, dan bukan ukuran pentingnya fitur bagi model. Kemunculan kata seperti "bijak", "jakarta", "perintah", "terap", dan "dki" mengisyaratkan bahwa sebagian tweet menyinggung penerapan kebijakan di lingkungan pemerintah DKI Jakarta, tetapi proporsinya belum dihitung.

Pembahasan Distribusi Label Sentimen

Kata-kata yang paling sering muncul pada Gambar 4 menegaskan bahwa data yang terkumpul sesuai dengan topik penelitian. Mengenai kecenderungan sentimen, distribusi label hanya menunjukkan bahwa label positif lebih banyak daripada label negatif pada korpus ini (62,9% berbanding 37,1%), dan angka tersebut dipengaruhi oleh aturan pelabelan serta kemungkinan kesalahan label yang telah diuraikan. Alasan di balik label tersebut tidak dianalisis dalam penelitian ini. Contoh pada Tabel 2 memberi petunjuk tema yang muncul dalam tweet, seperti penghematan BBM dan energi, evaluasi disertai sanksi bagi pegawai, dan kekhawatiran terhadap pelayanan publik, tetapi tema-tema tersebut baru berupa dugaan; pembuktiannya memerlukan analisis isi, frekuensi tema, dan contoh pendukung yang sistematis pada penelitian lanjutan.

Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, data berasal dari satu kueri pada tab Latest sehingga bukan sampel acak dan tidak mewakili seluruh pengguna X; periode pengumpulan dan penanganan duplikasi belum sepenuhnya dilaporkan. Kedua, label dihasilkan otomatis oleh lexicon, belum divalidasi anotator manusia, memasukkan tweet berskor nol ke kelas positif, dan dihitung pada teks yang negasinya telah dihapus. Ketiga, TF-IDF di-fit pada seluruh korpus sebelum pembagian data sehingga ada potensi data leakage. Keempat, evaluasi hanya memakai satu kali pembagian 80:20 tanpa stratifikasi, validasi silang, penyetelan parameter, atau model pembanding selain baseline kelas mayoritas yang dihitung dari confusion matrix. Kelima, recall kelas negatif yang rendah (64,58%) belum dianalisis melalui contoh salah klasifikasi maupun strategi penyeimbangan kelas. Penelitian lanjutan sebaiknya memisahkan data latih dan data uji sebelum pembobotan TF-IDF (misalnya dengan Pipeline), mempertahankan kata negasi, memvalidasi label dengan dua anotator disertai pelaporan kesepakatan, mempertimbangkan kelas netral, serta membandingkan class_weight atau oversampling di dalam data latih dengan validasi silang bertingkat.

SIMPULAN

Penelitian ini membangun baseline klasifikasi sentimen berbasis SVM kernel linear dan TF-IDF (max_features=2.500, ngram_range=(1,2)) pada 1.300 tweet berbahasa Indonesia tentang kebijakan WFH bagi ASN yang dikumpulkan dari satu kueri di media sosial X. Pelabelan lexicon memberi 818 tweet (62,9%) label positif dan 482 tweet (37,1%) label negatif; angka ini adalah proporsi label otomatis pada korpus yang dikumpulkan dan tidak dapat diartikan sebagai penerimaan mayoritas publik terhadap kebijakan. Pada 260 data uji, model mencapai akurasi 80,38% terhadap label lexicon, F1-score makro 0,78, dan balanced accuracy 77,11%, lebih tinggi daripada baseline kelas mayoritas (63,08%), tetapi recall kelas negatif hanya 64,58%. Kinerja tersebut mengukur kesesuaian dengan label lexicon, belum dengan sentimen yang dinilai manusia, dan dibatasi oleh pelabelan yang belum divalidasi, penghapusan kata negasi, TF-IDF yang di-fit sebelum pembagian data, serta evaluasi pada satu kali pembagian data. Secara praktis, hasil ini lebih tepat digunakan sebagai titik awal pengembangan pemantauan opini daripada sebagai dasar tunggal evaluasi kebijakan WFH ASN; penelitian lanjutan perlu memvalidasi label, mempertahankan negasi, memisahkan data sebelum pembobotan TF-IDF, serta membandingkan model dan strategi penanganan ketidakseimbangan kelas.

DAFTAR PUSTAKA

Amandasari, F., & Damayanti. (2025). Perbandingan Kinerja Support Vector Machine dan Naive Bayes dalam Klasifikasi Sentimen Twitter Terhadap Pelayanan BPJS Sistem Informasi , Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer , Universitas Teknokrat Indonesia , Indonesia Comparison of SVM and Naive Bayes Alg. Jurnal Pendidikan Dan Teknologi Indonesia (JPTI), 5(3), 645–653.

Amelia, I., & Sarimole, F. M. (2024). Analisis Sentimen Tanggapan Pengguna Media Sosial X Terhadap Program Beasiswa KIP-Kuliah dengan Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika Dan Komunikasi (JIMIK), 5(3), 2994–3003.

Ardiansyah, A. W., & Mujilahwati, S. (2025). Analisis Sentimen Pengguna Sosial Media X Terhadap Pemilihan Anggota Kabinet Merah Putih Dengan Metode Svm (Support

Vector Machine). Journal of Education and Informatics Research (JEDUMATIC), 6(2), 55–66.
Azizah, A. F. N., & Ramadhan, V. P. (2024). Komparasi NaÃ¯ve Bayes dan K-NN Dalam Analisis Sentimen di Twitter Terhadap Kemenangan Paslon 02. J-Intech, 12(02), 228–
237. https://doi.org/10.32664/j-intech.v12i02.1305
Emarapenta, J., Sinulingga, B., Cesar, H., & Sitorus, K. (2024). Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Film Horor Indonesia Menggunakan Metode SVM dan TF-IDF Sentiment Analysis of Public towards Indonesian Horror Films Using SVM and TF-IDF Methods. Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA), 14(April), 42–53.
Fatkhurrohman, F., Nugroho, B. I., & Fadillah, N. (2025). Analisis Sentimen Program Makan Bergizi Gratis Pemerintah RI Melalui Twitter Menggunakan Metode SVM. Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS), 4(3), 3906–3917.
Ibrahim, A., Mumtaz, F. R., Zaky, M. A., Pratama, M. J., & Kurniawan, I. A. (2025).
ANALISIS SENTIMEN PUBLIC TWITTER TERHADAP KEBIJAKAN PEMERINTAH MENGGUNAKAN METODE SVM (STUDI KASUS : RUU
TNI). JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika), 9(4), 6322–6329.
Luthfiansyah, R., & Wasito, B. (2023). ANALISIS SENTIMEN TERHADAP PARA KANDIDAT PRESIDEN 2024 BERDASARKAN NETIZEN PENGGUNA TWITTER DENGAN METODE DATA MINING DAN TEXT MINING. Jurnal
Informatika Dan Bisnis, 11(2 SE-Articles), 85–104. https://doi.org/10.46806/jib.v11i2.994
Muhammad Adhit Dwi Yuda. (2025). Implementasi Web Scraping Untuk Ekstraksi Data Penjual dan Produk Panel Surya Di E-Commerce. KONSTELASI: Konvergensi Teknologi Dan Sistem Informasi, 5(1), 1–12. https://doi.org/10.24002/konstelasi.v5i1.11751
Mumtaz, F. R., Pratama, M. J., Zaky, M. A., Kurniawan, I. A., Saputra, E., Tania, K. D., & Sari, W. K. (2025). ANALISIS SENTIMEN PUBLIC TWITTER TERHADAP KEBIJAKAN PEMERINTAH MENGGUNAKAN METODE SVM (STUDI
KASUS : PROGRAM EFISIENSI ANGGARAN). JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika), 9(4), 5852–5859.
Nurhasananda, A. A., & Akbar, M. (2025). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kebijakan Undang-Undang Tentara Nasional Indonesia (UU TNI) Menggunakan Support Vector Machine. Jurnal Komputer, Informasi Dan Teknologi, 5(1), 1–14. https://doi.org/10.53697/jkomitek.v5i1.2603
Oktavian, N., Surapati, U., & Setiawan, K. (2025). Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Instruksi Gubernur Jakarta tentang ASN Wajib Gunakan Transportasi Umum Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika Dan Komunikasi (JIMIK), 6(3), 1796–1805.
Sari, D., & Kurniawan, R. (2024). Sentiment Analysis of The Performance of Medan Mayor Program on Social Media X Using Support Vector Machine Analisis Sentimen Terhadap Kinerja Program Walikota Medan pada Media Sosial X Menggunakan Support Vector Machine. MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science, 4(October), 1539–1548.
Sarumpaet, L. H., & Suryono, R. R. (2025). Edumatic : Jurnal Pendidikan Informatika Analisis Sentimen Publik Program PPPK di Media Sosial X menggunakan Naïve Bayes dan SVM. 9(2), 362–371. https://doi.org/10.29408/edumatic.v9i2.30065
Setiawan, C., Rahayudi, B., & Ratnawati, D. E. (2026). Analisis Sentimen Pengguna X (Twitter) Terhadap Program Makan Bergizi Gratis menggunakan IndoBERTweet dan BERTopic. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JPTIIK), *10*(4), 1–10