

Comparison of Support Vector Machine (SVM) and Random Forest Algorithms in the Analysis of Social Media X User Sentiment Towards the TNI Bill

Nur Rochmawati ^{1*}, Akhmad Khanif Zyen ^{2**}, Nur Aeni Widiastuti ^{3*}

* Teknik Informatika, Universitas Islam Nahdlatul Ulama Jepara

nurrochmawati890@gmail.com¹, khanif.zyen@unisnu.ac.id², nuraeniwidiastuti@unisnu.ac.id³

Article Info

Article history:

Received 2025-08-23

Revised 2025-09-09

Accepted 2025-09-19

Keyword:

*Sentiment Analysis,
Social Media X,
TNI Bill,
Support Vector Machine,
Random Forest.*

ABSTRACT

The rapid advancement of information technology has enabled the public to openly express their views through social media, including on strategic national issues such as the Draft Law on the Indonesian National Armed Forces (RUU TNI). This study aims to map public sentiment toward the RUU TNI and to compare the effectiveness of two popular sentiment analysis algorithms, Support Vector Machine (SVM) and Random Forest (RF). A total of 525 relevant tweets collected between February and May 2025 were analyzed and classified into three sentiment categories: positive, negative, and neutral. The results reveal that neutral opinions dominate at 81.4%, followed by negative sentiments at 11.1% and positive sentiments at 7.4%. The performance comparison shows that SVM achieved an accuracy of 92%, outperforming RF which obtained 91%. These findings highlight that strategic defense issues tend to generate predominantly informative public opinions, while critical voices show an increasing trend as the discourse evolves. The novelty of this study lies in the application of three-class sentiment classification and the comparative evaluation of SVM and RF within the domain of defense policy. This research contributes to the academic discourse by extending sentiment analysis beyond electoral and marketing topics, while also providing practical insights for policymakers in understanding and responding to public aspirations more effectively.



This is an open access article under the [CC-BY-SA](#) license.

I. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi informasi telah mengubah pola komunikasi masyarakat secara mendasar. Media sosial kini tidak hanya berfungsi sebagai sarana hiburan, tetapi juga menjadi ruang publik yang berperan penting dalam membentuk opini terhadap kebijakan pemerintah[1]. Platform seperti X (Twitter) memungkinkan masyarakat menyampaikan pandangan, kritik, maupun dukungan secara terbuka dan real-time, sehingga menjadikannya sumber data yang kaya untuk memahami aspirasi publik [2].

Salah satu isu yang mendapat sorotan luas adalah pembahasan Rancangan Undang-Undang Tentara Nasional Indonesia (RUU TNI). Isu ini tidak hanya terkait dengan aspek pertahanan, melainkan juga berimplikasi langsung terhadap legitimasi politik, demokrasi, serta stabilitas

nasional. Respons masyarakat terhadap RUU TNI memperlihatkan keragaman, mulai dari dukungan, penolakan, hingga opini yang bersifat netral[3]. Kompleksitas isu ini dan tingginya intensitas percakapan di ruang digital menegaskan pentingnya pemetaan opini publik secara sistematis agar pemerintah dapat lebih objektif dalam memahami dinamika persepsi masyarakat[4]. Jika aspirasi publik dalam isu strategis seperti pertahanan diabaikan, hal ini berpotensi melemahkan legitimasi kebijakan dan menurunkan kepercayaan masyarakat terhadap pemerintah.

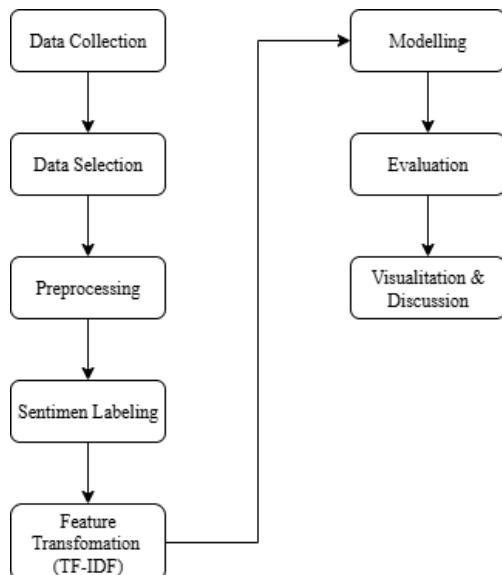
Penelitian analisis sentimen di Indonesia telah berkembang, namun sebagian besar masih berfokus pada isu politik elektoral atau pemasaran digital[5]. Penelitian yang secara khusus menyoroti opini publik terkait kebijakan pertahanan masih sangat terbatas, padahal isu ini memiliki dampak strategis bagi keadaan negara [6]. Kesanjang ini

menunjukkan urgensi perlunya penelitian yang mendalami persepsi masyarakat terhadap kebijakan pertahanan seperti RUU TNI[7].

Kebaruan penelitian ini terletak pada dua hal. Pertama, dari sisi substansi, penelitian ini mengkaji opini publik terkait isu strategis pertahanan yang belum banyak mendapat perhatian dalam kajian akademik [8]. Kedua, dari sisi metodologi, penelitian ini menerapkan klasifikasi tiga kelas sentimen (positif, negatif, dan netral) sekaligus membandingkan kinerja dua algoritma populer, Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest (RF), dalam menganalisis opini publik. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi metodologis melalui penerapan klasifikasi tiga kelas sentimen dan perbandingan kinerja algoritma SVM serta RF, tetapi juga menawarkan kontribusi substantif berupa pemetaan opini publik pada isu pertahanan yang berdampak langsung terhadap legitimasi politik dan stabilitas nasional. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan bagi pengambil kebijakan dalam merancang strategi komunikasi publik yang lebih adaptif dan responsif terhadap aspirasi masyarakat.

II. METODE

Penelitian ini diawali dengan pengumpulan dan seleksi tweet terkait RUU TNI, kemudian melalui tahap prapemrosesan teks dan pelabelan sentimen positif, negatif, dan netral. Data selanjutnya ditransformasikan dengan TF-IDF, dianalisis menggunakan algoritma SVM dan RF, dievaluasi dengan metrik akurasi serta efektivitas klasifikasi, lalu divisualisasikan dalam bentuk distribusi sentimen dan wordcloud [9]. Alur penelitian ditunjukkan pada *Gambar 1*.



Gambar 1. Alur Penelitian

A. Data Collection

Penelitian ini diawali dengan tahap pengumpulan data menggunakan teknik *web crawling*. Sebanyak 525 tweet berhasil dikumpulkan dengan menggunakan kata kunci “RUU TNI”, “revisi TNI”, dan istilah lain yang relevan. Data diperoleh dari platform X (Twitter) pada periode Februari hingga Mei 2025 sehingga opini publik yang ditangkap bersifat aktual sesuai konteks kebijakan yang sedang dibahas. Setelah melalui proses pembersihan awal, diperoleh 512 tweet valid yang digunakan sebagai dataset utama. Ringkasan dataset ditunjukkan pada *Tabel 1*.

TABEL 1
DESKRIPSI DATASET

Atribut	Keterangan
Jumlah data awal	525 tweet
Jumlah data valid	512 tweet
Periode pengambilan	Februari – Mei 2025
Sumber data	Media sosial X (Twitter)
Bahasa	Indonesia
Atribut penting	created_at, full_text, username, retweet_count, reply_count, favorite_count

Data yang memuat informasi jumlah data, periode pengambilan, sumber, bahasa, serta atribut penting yang digunakan dalam analisis. Dataset ini dianggap representatif karena tidak hanya berisi teks cuitan (*full_text*), tetapi juga mencakup informasi waktu publikasi (*created_at*), identitas pengguna (*username*), serta interaksi publik seperti retweet, balasan, dan *likes*. Dengan demikian, dataset yang diperoleh mampu merefleksikan persepsi masyarakat terhadap isu strategis nasional secara komprehensif.

B. Data Selection

Pada tahap ini dilakukan seleksi data agar hanya tweet yang relevan yang dianalisis. Proses seleksi mencakup penghapusan tweet duplikat yang memiliki isi sama, eliminasi tweet yang menggunakan bahasa selain bahasa Indonesia, serta penyaringan berdasarkan kesesuaian dengan kata kunci penelitian. Tujuan utama seleksi ini adalah memastikan bahwa dataset benar-benar mencerminkan percakapan publik mengenai RUU TNI tanpa gangguan dari data yang tidak relevan. Dengan demikian, data yang diperoleh dapat memberikan gambaran yang lebih jernih dan valid mengenai persepsi publik terhadap kebijakan tersebut.

C. Preprocessing

Data Data yang telah lolos tahap seleksi kemudian diproses lebih lanjut agar dapat digunakan pada tahap analisis. Proses prapemrosesan teks dilakukan melalui serangkaian langkah sistematis yang bertujuan mengurangi *noise* dan meningkatkan kualitas data [9]. Tahapan tersebut meliputi *cleaning* untuk menghapus tautan, tanda baca, simbol

khusus, mention (@), dan hashtag (#); *case folding* untuk menyeragamkan seluruh huruf menjadi format kecil; *tokenization* untuk memecah teks menjadi unit kata; serta *stopword removal* guna menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki kontribusi signifikan terhadap makna [10]. Selanjutnya dilakukan *normalization* agar kata tidak baku disesuaikan ke bentuk baku, dan *stemming* untuk mengembalikan kata ke bentuk dasarnya. Ringkasan tahapan prapemrosesan ditampilkan pada Tabel 2.

TABEL 2
TAHAPAN PREPROCESSING TEKS

Tahapan	Deskripsi
Cleansing	Menghapus tautan, tanda baca, simbol khusus, mention (@), dan hashtag (#).
Case Folding	Mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil agar konsisten.
Tokenization	Memecah teks tweet menjadi unit kata (token).
Stopword Removal	Menghapus kata-kata umum (seperti yang, dan, di) yang tidak penting.
Normalization	Menyelaraskan kata tidak baku ke bentuk baku (misal gk → tidak).
Stemming	Mengembalikan kata ke bentuk dasar (misal perubahan → ubah).

yang memperlihatkan secara jelas setiap langkah yang dilakukan sebelum data ditransformasikan ke dalam bentuk numerik. Dengan penerapan tahapan ini, teks menjadi lebih bersih, seragam, dan siap digunakan dalam tahap transformasi maupun pemodelan algoritma.

D. Sentiment Labeling

Tweet yang telah melalui tahap prapemrosesan selanjutnya diberikan label sentimen untuk mengelompokkan opini publik ke dalam tiga kategori, yaitu positif, negatif, dan netral. Proses pelabelan dilakukan secara manual dengan mempertimbangkan konteks bahasa dalam setiap cuitan, termasuk penggunaan ungkapan informal, singkatan, dan gaya bahasa khas media sosial. Pendekatan manual ini dipilih untuk memastikan akurasi dalam interpretasi makna, karena model otomatis seringkali kesulitan membaca nuansa sarkasme atau kritik halus yang muncul dalam percakapan publik. Hasil pelabelan memperlihatkan bahwa sebagian besar tweet cenderung bersifat netral, sedangkan proporsi negatif lebih besar dibandingkan positif. Distribusi ini ditunjukkan pada Tabel 3.

TABEL 3
DISTRIBUSI SENTIMEN AWAL HASIL PELABELAN MANUAL

Kategori Sentimen	Jumlah Tweet	Percentase
Positif	38	7,4 %
Negatif	57	11,1 %
Netral	417	81,4 %
Total	512	100 %

Berdasarkan total 512 tweet, sebanyak 417 (81,4%) tergolong netral, 57 (11,1%) bernuansa negatif, dan hanya 38

(7,4%) yang berisi sentimen positif. Temuan ini menunjukkan bahwa opini publik terkait RUU TNI lebih banyak bersifat deskriptif atau informatif daripada ekspresi dukungan maupun penolakan secara eksplisit. Proses pelabelan ini sangat penting karena menjadi fondasi bagi algoritma pembelajaran mesin dalam mempelajari pola sentimen dan melakukan klasifikasi secara lebih akurat pada tahap pemodelan berikutnya.

E. Feature Transformation (TF-IDF)

Setelah proses pelabelan, data teks diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) [9]. Metode ini digunakan karena mampu memberikan bobot yang proporsional pada kata-kata penting dalam dokumen dengan memperhatikan frekuensi kemunculannya relatif terhadap seluruh korpus. Representasi numerik yang dihasilkan memungkinkan algoritma pembelajaran mesin untuk mengolah data teks dengan lebih efektif, sehingga meningkatkan akurasi dalam proses klasifikasi sentimen.

F. Modeling

Tahap berikutnya adalah pemodelan data dengan menggunakan dua algoritma pembelajaran mesin yang banyak digunakan dalam analisis teks, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest (RF) [11]. Kedua algoritma ini dipilih karena memiliki karakteristik yang saling melengkapi dalam menangani data berdimensi tinggi. SVM, dengan kernel linear, dikenal mampu membangun pemisah kelas yang optimal dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik untuk data teks yang direpresentasikan dalam bentuk vektor [12]. Sementara itu, RF berbasis pohon keputusan bekerja dengan menggabungkan banyak pohon (*ensemble method*), sehingga lebih stabil dalam menghadapi data non-linear dan dapat mengurangi risiko *overfitting* [13].

Parameter utama yang digunakan dalam penelitian ini ditampilkan pada Tabel 4.

TABEL 4
PARAMETER UTAMA ALGORITMA PEMODELAN

Algoritma	Parameter Utama	Nilai yang Digunakan
SVM	Kernel	Linear
	Regularization (C)	1,5
Random Forest	Jumlah pohon keputusan	100
	Max Depth	Default (None)

Untuk SVM, kernel yang digunakan adalah linear dengan nilai regularisasi (C) sebesar 1,5. Sedangkan untuk Random Forest, jumlah pohon keputusan yang diterapkan adalah 100 dengan nilai *max depth* dibiarkan pada pengaturan default. Pemilihan parameter ini dilakukan untuk memperoleh keseimbangan antara performa klasifikasi dan efisiensi komputasi. Dengan membandingkan hasil klasifikasi dari kedua algoritma tersebut, penelitian ini dapat memberikan

gambaran yang lebih komprehensif mengenai algoritma mana yang lebih sesuai digunakan dalam analisis sentimen terkait isu kebijakan strategis nasional seperti RUU TNI.

G. Evaluation

Untuk menilai performa model, dilakukan evaluasi dengan menggunakan beberapa metrik, yaitu akurasi, precision, recall, F1-score, serta confusion matrix. Evaluasi ini penting untuk mengukur sejauh mana algoritma mampu mengklasifikasikan tweet ke dalam kategori sentimen yang benar. Akurasi digunakan sebagai indikator kinerja secara umum, sementara precision, recall, dan F1-score memberikan gambaran yang lebih detail mengenai efektivitas klasifikasi pada tiap kelas. Confusion matrix kemudian digunakan untuk memvisualisasikan distribusi prediksi model dibandingkan dengan label sebenarnya.

H. Visualization & Discussion

Tahap akhir penelitian adalah visualisasi dan pembahasan hasil analisis. Hasil klasifikasi ditampilkan dalam bentuk distribusi sentimen yang menunjukkan dominasi sentimen netral, serta wordcloud yang menyoroti kata-kata yang paling sering muncul pada tiap kategori sentimen. Selain itu, tren sentimen dari waktu ke waktu juga dianalisis untuk melihat dinamika opini publik sepanjang periode pengumpulan data. Bagian pembahasan tidak hanya menyoroti hasil kuantitatif, tetapi juga memberikan interpretasi substantif mengenai makna sentimen publik terhadap RUU TNI. Pada bagian ini pula dijelaskan keterbatasan penelitian, seperti ukuran dataset yang terbatas hanya pada 512 tweet dari satu platform media sosial, sehingga hasil penelitian belum tentu mewakili seluruh opini publik secara menyeluruh.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil penelitian meliputi distribusi sentimen, performa algoritma SVM dan Random Forest, serta visualisasi data. Temuan tersebut kemudian dibahas untuk memberikan gambaran teknis sekaligus makna substantif opini publik terhadap RUU TNI.

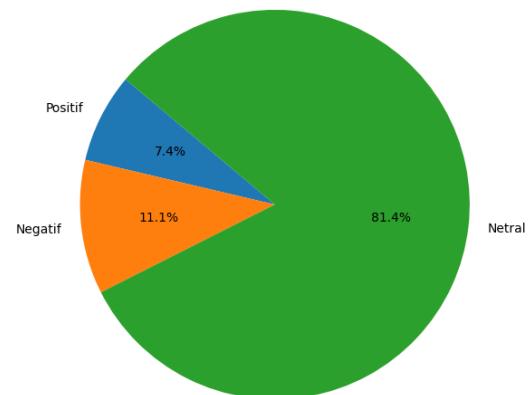
A. Distribusi Sentimen

Hasil klasifikasi manual terhadap 512 tweet memperlihatkan distribusi yang timpang antar kategori sentimen. Sebagaimana tercantum pada Tabel 5, sentimen netral mendominasi dengan 417 tweet atau sebesar 81,4%. Sementara itu, sentimen negatif tercatat sebanyak 57 tweet (11,1%) dan sentimen positif hanya 38 tweet (7,4%). Proporsi ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna media sosial lebih memilih menyampaikan informasi deskriptif mengenai RUU TNI daripada mengekspresikan sikap dukungan maupun penolakan. Temuan ini juga menegaskan bahwa isu strategis di bidang pertahanan diperlakukan secara hati-hati oleh publik, sehingga opini yang muncul lebih banyak bersifat informatif.

TABEL 5
DISTRIBUSI SENTIMEN PUBLIK TERHADAP RUU TNI

Kategori Sentimen	Jumlah Tweet	Persentase
Positif	38	7,4 %
Negatif	57	11,1 %
Netral	417	81,4 %
Total	512	100 %

Distribusi Sentimen Publik terhadap RUU TNI

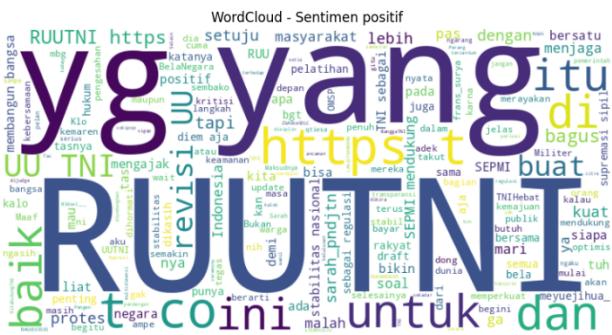


Gambar 2. Distribusi Sentimen Publik terhadap RUU TNI

Visualisasi pada Gambar 2 menegaskan temuan dalam tabel melalui representasi diagram lingkar. Dominasi opini netral terlihat jelas dengan irisan terbesar, menggambarkan bahwa wacana publik mengenai RUU TNI lebih berfokus pada penyebaran informasi daripada ekspresi emosional. Sebaliknya, bagian irisan untuk sentimen negatif relatif lebih besar dibandingkan positif, yang menandakan adanya kecenderungan kritik atau resistensi, meskipun masih dalam skala terbatas. Dengan demikian, kombinasi penyajian data numerik dan grafis ini memberikan gambaran yang konsisten mengenai kecenderungan opini masyarakat terhadap isu strategis tersebut.

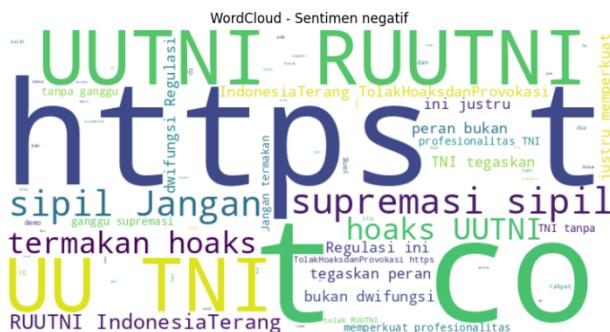
B. Visualisasi Wordcloud

Analisis lebih lanjut dilakukan dengan membangun wordcloud untuk tiap kategori sentimen. Seperti ditunjukkan pada Gambar 3, Wordcloud sentimen positif didominasi oleh kata-kata *mendukung*, *modernisasi*, dan *revisi*. Kata-kata ini mencerminkan adanya kelompok masyarakat yang melihat revisi RUU TNI sebagai langkah menuju penguatan kapasitas pertahanan negara. Kehadiran istilah *modernisasi* menunjukkan bahwa sebagian masyarakat menaruh harapan pada peningkatan kualitas institusi TNI melalui pembaruan regulasi.



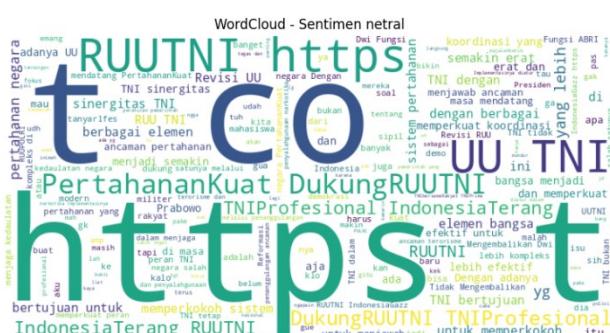
Gambar 3. Wordcloud Sentimen Positif

Dengan demikian, meskipun jumlah opini positif tidak dominan, keberadaannya menandakan adanya optimisme publik terhadap kebijakan ini.



Gambar 4. Wordcloud Sentimen Negatif

Sementara itu, Gambar 4 memperlihatkan Wordcloud sentimen negatif dengan kata dominan seperti *tolak*, *melemahkan*, dan *kontroversi*. Kata *tolak* mencerminkan sikap penolakan sebagian masyarakat terhadap substansi revisi, sedangkan kata *melemahkan* menandakan kekhawatiran publik bahwa kebijakan tersebut justru dapat mengurangi kekuatan atau kredibilitas TNI. Kehadiran istilah *kontroversi* memperkuat pandangan bahwa isu ini menimbulkan perdebatan publik yang cukup tajam. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun opini negatif lebih kecil jumlahnya dibanding netral, narasi yang muncul memiliki bobot kritis terhadap kebijakan.



Gambar 5. Wordcloud Sentimen Netral

Adapun Gambar 5 menampilkan Wordcloud sentimen netral dengan kata-kata dominan seperti *RUU*, *TNI*, dan *revisi*. Kata-kata ini bersifat deskriptif, yang menunjukkan bahwa sebagian besar masyarakat hanya menyampaikan informasi seputar isi kebijakan tanpa memberikan penilaian emosional. Dominasi kata-kata netral ini menegaskan bahwa opini publik mengenai RUU TNI lebih banyak bersifat informatif daripada ekspresif, sehingga mayoritas percakapan di media sosial cenderung memposisikan isu ini sebagai wacana publik yang harus dicermati bersama[14].

C. Evaluasi Performa Model

Dataset yang telah diubah ke dalam bentuk vektor menggunakan metode TF-IDF kemudian diuji menggunakan algoritma SVM dan RF. Hasil evaluasi ditampilkan pada Tabel 6.

TABEL 6
PERBANDINGAN PERFORMA MODEL

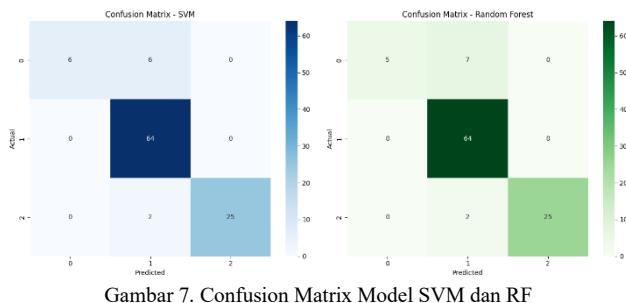
Algoritma	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
SVM	92 %	0,91	0,92	0,91
RF	91 %	0,90	0,91	0,90

Secara umum, SVM menunjukkan kinerja yang lebih unggul dengan akurasi 92% [15]. sementara RF sedikit lebih rendah dengan 91% [13]. Selisih tipis ini tetap mengindikasikan konsistensi SVM dalam menangani data berdimensi tinggi. Precision, recall, dan F1-score juga memperlihatkan keunggulan SVM yang relatif stabil di semua metrik evaluasi.

Classification Report: SVM ==				
	precision	recall	f1-score	support
negatif	1.00	0.50	0.67	12
netral	0.89	1.00	0.94	64
positif	1.00	0.93	0.96	27
accuracy			0.92	103
macro avg	0.96	0.81	0.86	103
weighted avg	0.93	0.92	0.91	103

Classification Report: Random Forest ===				
	precision	recall	f1-score	support
negatif	1.00	0.42	0.59	12
netral	0.88	1.00	0.93	64
positif	1.00	0.93	0.96	27
accuracy			0.91	103
macro avg	0.96	0.78	0.83	103
weighted avg	0.92	0.91	0.90	103

Gambar 6. Perbandingan Akurasi Model

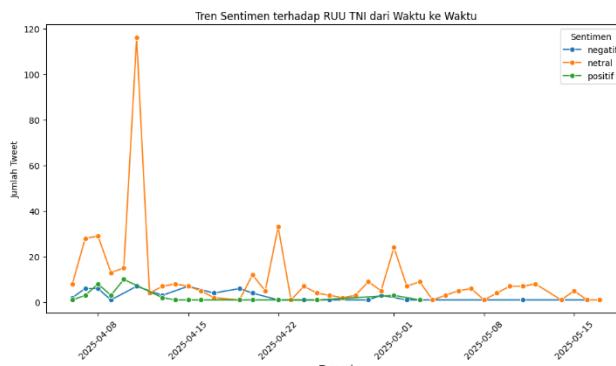


Gambar 7. Confusion Matrix Model SVM dan RF

Gambar 6 menampilkan grafik perbandingan akurasi yang mempertegas keunggulan SVM meskipun selisihnya kecil. Adapun Gambar 7 menunjukkan confusion matrix yang membandingkan prediksi model dengan label aktual. Dari visualisasi ini terlihat bahwa SVM menghasilkan klasifikasi yang lebih akurat dengan tingkat kesalahan lebih rendah dibandingkan RF. Hal ini sejalan dengan karakteristik SVM yang mampu membangun hyperplane optimal pada data teks dengan representasi sparse.

D. Analisis Tren Sentimen

Selain distribusi total, dinamika opini publik juga ditelusuri melalui tren sentimen bulanan.



Gambar 8. Tren Sentimen Publik Februari–Mei 2025

Gambar 8 menunjukkan bahwa puncak percakapan publik terjadi pada Maret 2025, bertepatan dengan periode intensifnya wacana revisi RUU. Sentimen netral tetap mendominasi pada setiap bulan, menguatkan temuan distribusi keseluruhan. Namun, terdapat pola kenaikan sentimen negatif pada April dan Mei. Fenomena ini dapat diinterpretasikan sebagai pergeseran opini publik dari sekadar informatif menuju lebih kritis seiring perkembangan wacana kebijakan [16].

Visualisasi tren ini penting karena menggambarkan bahwa opini publik bersifat dinamis dan dapat berubah sesuai konteks sosial-politik yang berkembang. Dominasi opini netral sepanjang periode menunjukkan konsistensi persepsi publik yang cenderung berhati-hati, namun tren kenaikan opini negatif menjadi sinyal penting bagi pemerintah untuk lebih memperhatikan kritik masyarakat.

E. Pembahasan Substantif

Secara substantif, hasil penelitian menunjukkan dua hal pokok. Pertama, dominasi opini netral menandakan bahwa isu strategis pertahanan seperti RUU TNI dipandang serius oleh masyarakat, sehingga publik lebih memilih menyampaikan informasi ketimbang bersikap polaristik. Kedua, meskipun proporsi opini negatif masih kecil, tren peningkatannya pada akhir periode mengindikasikan tumbuhnya kritik publik yang berpotensi memengaruhi legitimasi kebijakan.

Dari perspektif teknis, temuan ini menegaskan keunggulan algoritma SVM dalam klasifikasi tiga kelas sentimen pada data teks berdimensi tinggi. Hal ini konsisten dengan literatur terdahulu yang menempatkan SVM sebagai algoritma unggulan dalam analisis teks [17]. Sebaliknya, meskipun Random Forest cukup stabil, hasilnya relatif lebih rendah. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi metodologis berupa perbandingan kinerja algoritma serta kontribusi substantif berupa pemetaan opini publik yang dapat dijadikan dasar pertimbangan dalam merumuskan strategi komunikasi publik yang lebih responsif dan adaptif terhadap aspirasi masyarakat [18].

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menemukan bahwa opini publik terhadap RUU TNI di media sosial X didominasi oleh sentimen netral dengan persentase mencapai 81,4%. Sementara itu, sentimen negatif tercatat sebesar 11,1% dan sentimen positif hanya 7,4%. Dominasi opini netral menunjukkan bahwa mayoritas masyarakat lebih memilih menyampaikan informasi atau deskripsi kebijakan dibandingkan mengekspresikan dukungan maupun penolakan secara eksplisit. Namun, analisis tren juga memperlihatkan adanya peningkatan proporsi opini negatif pada akhir periode penelitian, yang dapat ditafsirkan sebagai indikasi semakin menguatnya kritik publik terhadap substansi revisi RUU TNI.

Dari segi representasi linguistik, kata-kata yang muncul pada kategori positif mencerminkan optimisme terhadap penguatan kapasitas pertahanan, sedangkan pada kategori negatif lebih menonjolkan resistensi dan potensi kontroversi. Sementara itu, kategori netral didominasi oleh kata-kata informatif yang menegaskan sifat deskriptif percakapan publik. Pola ini menunjukkan bahwa wacana publik mengenai isu strategis pertahanan cenderung lebih berhati-hati dan informatif, meskipun tetap menyisakan ruang bagi munculnya kritik yang berkembang seiring dinamika sosial-politik.

Dari sisi metodologis, algoritma Support Vector Machine (SVM) terbukti memberikan performa lebih baik dibandingkan Random Forest (RF), dengan akurasi masing-masing sebesar 92% dan 91%. Keunggulan SVM menegaskan kemampuannya dalam mengolah data teks berdimensi tinggi, sehingga dapat direkomendasikan untuk penelitian analisis sentimen pada isu kebijakan publik di masa mendatang.

Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan klasifikasi tiga kelas sentimen (positif, negatif, dan netral) serta perbandingan dua algoritma populer, SVM dan RF, dalam

konteks isu strategis pertahanan. Penelitian sebelumnya lebih banyak berfokus pada isu politik elektoral atau pemasaran digital, sedangkan studi ini memperluas cakupan analisis sentimen ke ranah kebijakan pertahanan yang berdampak langsung terhadap legitimasi politik dan stabilitas nasional. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi substantif dalam memahami persepsi publik serta kontribusi metodologis berupa pembuktian efektivitas pendekatan tiga kelas pada domain yang belum banyak diteliti.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. U. Ariawan, "Penerapan IoT Untuk Sistem Kendali Jarak Jauh Peralatan Listrik Rumah Tangga Berbasis Raspberry Pi."
- [2] D. A. T. Prabowo, M. D. Setyayudha, and R. S. Dewi, "Implementasi Intelligent IoT Gateway Sebagai Pengendali Jarak Jauh Pada Raspberry Pi Berbasis OpenWrt," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 7, no. 1, p. 104, Feb. 2020, doi: 10.30865/jurikom.v7i1.1882.
- [3] M. Hablul Barri and B. Aji Pramudita, "ELECTROPS Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Sistem Kendali dan Pemantauan Alat Listrik Rumah Berbasis Internet of Things (IoT) Menggunakan Aplikasi Blynk." [Online]. Available: <http://ejournals.unmul.ac.id/index.php/TE>
- [4] A. Ferdita Nugraha, R. Faticha, A. Aziza, and Y. Pristyanto, "Penerapan metode Stacking dan Random Forest untuk Meningkatkan Kinerja Klasifikasi pada Proses Deteksi Web Phishing," vol. 7, no. 1.
- [5] A. Andika, S. Syarli, and C. R. Sari, "Data Mining Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Metode Naïve Bayes," *Journal Peqguruang: Conference Series*, vol. 4, no. 1, p. 423, May 2022, doi: 10.35329/jp.v4i1.2358.
- [6] A. Ferdita Nugraha, R. Faticha, A. Aziza, and Y. Pristyanto, "Penerapan metode Stacking dan Random Forest untuk Meningkatkan Kinerja Klasifikasi pada Proses Deteksi Web Phishing," vol. 7, no. 1.
- [7] A. Ulfia, D. Winarso MKom, and E. Arribe MMSi, "Sistem Rekomendasi Jurusan Kuliah Bagi Calon Mahasiswa Baru Menggunakan Algoritma C4.5 (Studi Kasus: Universitas Muhammadiyah Riau)".
- [8] I. Kurniawan, D. Cahya Putri Buani, W. Apriliah, R. Amegia Saputra, and P. Korespondensi, "Implementasi Algoritma Random Forest Untuk Menentukan Penerima Bantuan Raskin Implementation Of Random Forest Algorithm For Determining Recipients Of Raskin," vol. 10, no. 2, pp. 421–428, 2023, doi: 10.25126/jtiik.202396225.
- [9] E. M. Thoriq, D. E. Ratnawati, and B. Rahayudi, "Analisis Sentimen Opini Publik pada Media Sosial Twitter terhadap Vaksin Covid-19 menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Term Frequency-Inverse Document Frequency," 2021. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [10] D. B. Saputra, V. Atina, F. E. Nastiti, and F. I. Komputer, "Penerapan Model Crisp-Dm Pada Prediksi Nasabah Kredit Menggunakan Algoritma Random Forest," 2024. [Online]. Available: <http://jom.fti.budiluhur.ac.id/index.php/IDEALIS/index>
- [11] M. Samantri, "Perbandingan Algoritma Support Vector Machine dan Random Forest untuk Analisis Sentimen Terhadap Kebijakan Pemerintah Indonesia Terkait Kenaikan Harga BBM Tahun 2022," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 8, no. 1, p. 2024, 2024, doi: 10.35870/jti.
- [12] I. Septiana and D. Alita, "Perbandingan Random Forest dan SVM dalam Analisis Sentimen Quick Count Pemilu 2024," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 9, no. 3, pp. 224–233, Dec. 2024, doi: 10.30591/jpit.v9i3.6640.
- [13] J. Friadi, and D. E. Kurniawan, "Analisis Sentimen Ulasan Wisatawan Terhadap Alun-Alun Kota Batam: Perbandingan Kinerja Metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine," *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, vol. 14, no. 4, pp. 403–407, Oct. 2024. <https://doi.org/10.21456/vol14iss4pp403-407>.
- [14] M. Dimas Lutfiyanto and E. B. Setiawan, "Expansion Feature dengan Word2Vec untuk Analisis Sentimen pada Opini Politik di Twitter dengan Klasifikasi Support Vector Machine, Naïve Bayes, dan Random Forest."
- [15] F. Abdusyukur, "Penerapan Algoritma Support Vector Machine (SVM) Untuk Klasifikasi Pencemaran Nama Baik Di Media Sosial Twitter," *KOMPUTA : Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, vol. 12, no. 1, 2023.
- [16] A. Rahman Azis, "Analisis Komparasi Algoritma Machine Learning dalam Prediksi Performa Akademik Mahasiswa: Literature Review," *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika (JIKI)*, vol. 4, no. 2, pp. 143–150, 2024, doi: 10.54082/jiki.212.
- [17] A. Farhan and A. Y. Rahman, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Identitas Kependudukan Digital Di Google Play Store Dengan Bert," 2025.
- [18] Mochammad Enrique Lazuardi Ramadany, Dyiono Dyiono, N. R. Yusrilfa Trisyayanti, and A. Sucipto, "Deteksi Objek Tongkat Pintar Menggunakan YOLOv5 Berbasis Odroid," *Jurnal Ilmiah Research And Development Student*, vol. 3, no. 1, pp. 256–265, Jan. 2025, doi: 10.59024/jis.v3i1.1136.