



# Analisis Sentimen Kinerja Lembaga Legislatif di Indonesia Menggunakan Algoritma Random Forest Berbasis Data Media Sosial X

Imam Saputra<sup>1,\*</sup>, Robbi Rahim<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Bisnis Digital, Sekolah Tinggi Ilmu Manajemen Sukma, Medan, Indonesia

<sup>2</sup>Program Studi Manajemen, Sekolah Tinggi Ilmu Manajemen Sukma, Medan, Indonesia

Email: <sup>1,\*</sup>saputraimam69@gmail.com, <sup>2</sup>usurrobhi85@zoho.com

Email Penulis Korespondensi: saputraimam69@gmail.com

**Abstrak**—Lembaga legislatif seperti DPR RI seringkali menjadi pusat perhatian dan kritik di media sosial, khususnya platform X (dahulu Twitter). Tingginya volume opini publik memerlukan sistem klasifikasi otomatis untuk memantau persepsi masyarakat secara efisien. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap DPR RI pada periode Januari 2025 menggunakan algoritma Random Forest. Data sebanyak 699 tweet dikumpulkan melalui teknik crawling dan diproses melalui tahapan preprocessing yang meliputi cleansing, folding, normalization, filtering, dan stemming. Fitur teks diekstraksi menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Hasil distribusi menunjukkan dominasi kelas netral (73,5%), diikuti oleh sentimen negatif (22,2%) dan positif (4,3%). Pengujian model menggunakan confusion matrix menunjukkan bahwa algoritma Random Forest mampu menghasilkan performa yang sangat tinggi dengan tingkat akurasi sebesar 96,43%. Analisis feature importance mengungkapkan bahwa kata-kata umpatan dan isu integritas seperti "korupsi" menjadi indikator utama sentimen negatif. Penelitian ini menyimpulkan bahwa Random Forest sangat andal dalam mengklasifikasikan opini publik yang memiliki polaritas emosional kuat di media sosial.

**Kata Kunci:** Analisis Sentimen; DPR RI; Random Forest; X; TF-IDF

**Abstract**—Legislative institutions such as the DPR RI are often the center of public attention and criticism on social media, particularly the X platform (formerly Twitter). The high volume of public opinion necessitates an automated classification system to monitor public perception efficiently. This study aims to analyze public sentiment towards the DPR RI in January 2025 using the Random Forest algorithm. A total of 699 tweets were collected via crawling techniques and processed through preprocessing stages including cleansing, folding, normalization, filtering, and stemming. Text features were extracted using the Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) method. Distribution results show a dominance of the neutral class (73.5%), followed by negative (22.2%) and positive (4.3%) sentiments. Model testing using a confusion matrix demonstrates that the Random Forest algorithm achieves high performance with an accuracy rate of 96.43%. Feature importance analysis reveals that profanity and integrity issues such as "corruption" are the primary indicators of negative sentiment. This study concludes that Random Forest is highly reliable in classifying public opinions with strong emotional polarity on social media.

**Keywords:** Sentiment Analysis; DPR RI; Random Forest; X; TF-IDF

## 1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah mengubah paradigma interaksi antara masyarakat dan lembaga negara secara fundamental di era digital saat ini. Media sosial kini tidak lagi hanya berfungsi sebagai saluran komunikasi personal, melainkan telah bertransformasi menjadi ruang publik digital yang sangat berpengaruh dalam pembentukan opini massa. Di Indonesia, dinamika politik dan kebijakan publik seringkali menjadi topik utama yang diperbincangkan secara intensif oleh pengguna internet di berbagai platform. Lembaga legislatif, sebagai salah satu pilar demokrasi, menjadi objek pengawasan publik yang paling disorot melalui aktivitas digital tersebut. Fenomena ini menciptakan volume data tekstual yang sangat masif dan terus bertumbuh secara eksponensial setiap detiknya. Oleh karena itu, diperlukan sebuah pendekatan ilmiah yang mampu mengolah data tersebut menjadi informasi yang bermakna bagi pengambilan kebijakan. Hal ini sejalan dengan pandangan bahwa transparansi digital merupakan kunci utama dalam memperkuat kepercayaan publik terhadap institusi pemerintah (Matheus et al., 2023; Santoso, 2025).

Transformasi digital ini juga memberikan kesempatan bagi masyarakat untuk memberikan umpan balik secara langsung terhadap kinerja para wakil rakyat melalui media sosial X. Platform X dipilih karena karakteristiknya yang lebih terbuka dan cenderung digunakan untuk diskusi isu-isu strategis serta politik dibandingkan platform media sosial lainnya. Setiap cuitan, komentar, dan unggahan pengguna mengandung sentimen tersembunyi yang merefleksikan kepuasan atau ketidakpuasan terhadap kinerja lembaga legislatif. Namun, upaya untuk memantau ribuan hingga jutaan opini tersebut secara manual merupakan pekerjaan yang hampir mustahil untuk dilakukan dengan akurasi yang konsisten. Kelemahan pemantauan manual terletak pada subjektivitas manusia yang tinggi serta keterbatasan waktu dalam memproses data dalam skala besar. Maka dari itu, urgensi penggunaan teknologi otomatisasi dalam menganalisis persepsi publik menjadi sebuah kebutuhan yang mendesak di bidang ilmu komputer dan sains data. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa analisis sentimen berbasis media sosial memiliki korelasi yang kuat dengan indeks kepuasan publik di dunia nyata (Alshamari, 2023; Manoppo et al., 2025; Yang et al., 2022).

Kinerja lembaga legislatif di Indonesia seringkali menjadi pusat perhatian karena peran vitalnya dalam fungsi legislasi, anggaran, dan pengawasan. Ketidakpuasan publik seringkali dipicu oleh kebijakan yang dianggap kontroversial atau kurang berpihak pada kepentingan rakyat banyak. Media sosial menjadi saluran alternatif bagi masyarakat yang merasa aspirasinya tidak terserap melalui jalur formal birokrasi yang cenderung kaku. Dengan melakukan ekstraksi informasi dari media sosial, pemerintah dan lembaga terkait dapat memahami isu apa yang paling



meresahkan masyarakat secara lebih cepat dan akurat. Analisis ini tidak hanya bermanfaat untuk pemetaan sentimen, tetapi juga sebagai instrumen evaluasi diri bagi anggota legislatif dalam menjalankan mandatnya. Beberapa studi menegaskan bahwa data dari media sosial dapat bertindak sebagai sensor sosial yang memberikan peringatan dini terhadap potensi konflik di masyarakat (Najib et al., 2023; Seneviratne et al., 2024). Penggunaan teknik komputasi dalam domain ini diharapkan mampu menjembatani kesenjangan komunikasi antara rakyat dan wakilnya di parlemen.

Dalam disiplin ilmu komputer, pengolahan bahasa alami atau Natural Language Processing (NLP) menjadi fondasi utama dalam melakukan analisis teks berskala besar. Tantangan utama dalam menganalisis data dari media sosial Indonesia adalah penggunaan bahasa yang tidak baku, singkatan, serta istilah slang yang berkembang dinamis. Karakteristik teks pada media sosial X yang terbatas jumlah karakternya memaksa pengguna untuk mengekspresikan opini secara padat dan seringkali sarkastik. Hal ini menuntut adanya algoritma yang cerdas dan mampu mengenali pola bahasa yang kompleks untuk menghasilkan klasifikasi yang tepat. Penelitian di bidang NLP dalam lima tahun terakhir telah banyak mengeksplorasi berbagai teknik ekstraksi fitur untuk meningkatkan kualitas data teks. Metode seperti TF-IDF dan Word Embedding telah terbukti efektif dalam merepresentasikan makna kata ke dalam bentuk vektor numerik yang dapat dipahami mesin. Keberhasilan analisis sentimen sangat bergantung pada seberapa baik tahap pra-pemrosesan data dilakukan sebelum masuk ke tahap klasifikasi (Almuayqil et al., 2022; Rizqilla et al., 2025; Setiawan et al., 2025).

Penggunaan algoritma Machine Learning telah terbukti memberikan hasil yang jauh lebih unggul dibandingkan dengan pendekatan berbasis aturan manual dalam klasifikasi teks. Algoritma pembelajaran mesin mampu belajar dari pola data yang diberikan dan melakukan generalisasi untuk memprediksi data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Berbagai algoritma seperti Naive Bayes, Support Vector Machine, dan K-Nearest Neighbor telah banyak diimplementasikan dalam penelitian analisis sentimen sebelumnya. Namun, setiap algoritma memiliki kelebihan dan kekurangan tersendiri tergantung pada karakteristik dataset yang digunakan dalam penelitian tersebut (Bengnga & Ishak, 2023). Beberapa peneliti menemukan bahwa algoritma tunggal seringkali mengalami kendala saat berhadapan dengan data yang memiliki tingkat kebisingan (noise) yang tinggi. Oleh karena itu, pemilihan model yang tepat menjadi langkah krusial untuk memastikan reliabilitas hasil analisis yang akan dipublikasikan. Konsistensi performa algoritma dalam mengolah teks berbahasa Indonesia masih menjadi topik diskusi yang hangat di kalangan peneliti sains data (Hou & Huang, 2025; Liu et al., 2024).

Algoritma Random Forest muncul sebagai salah satu solusi yang menjanjikan karena merupakan bagian dari metode ensemble learning yang menggabungkan banyak pohon keputusan. Keunggulan utama Random Forest terletak pada kemampuannya untuk menangani dataset yang tidak seimbang serta mengurangi risiko overfitting yang sering terjadi pada model tunggal. Dengan melakukan pemilihan fitur secara acak dan mekanisme voting, algoritma ini mampu menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat dibandingkan dengan pohon keputusan sederhana. Dalam beberapa studi perbandingan, Random Forest secara konsisten menunjukkan performa yang kompetitif dan seringkali mengungguli algoritma populer lainnya dalam tugas klasifikasi teks. Implementasi Random Forest dalam analisis sentimen politik juga dinilai sangat relevan karena kemampuannya memproses fitur teks yang memiliki dimensi tinggi (Septiana & Alita, 2024). Fleksibilitas algoritma ini memungkinkan peneliti untuk melakukan penyesuaian parameter guna mencapai tingkat akurasi yang optimal. Hal ini menjadikan Random Forest sebagai kandidat utama yang akan diuji dalam penelitian mengenai sentimen lembaga legislatif ini (Krishnamoorthy et al., 2024; Machová et al., 2020; Madyatmadja et al., 2023).

Meskipun penelitian mengenai analisis sentimen terhadap lembaga pemerintah sudah pernah dilakukan, namun sebagian besar masih terbatas pada lingkup eksekutif atau tokoh politik secara personal. Masih terdapat celah penelitian yang signifikan dalam menganalisis kinerja lembaga legislatif secara institusional, terutama pada periode kepemimpinan terbaru. Selain itu, penggunaan data dari media sosial X memberikan dimensi waktu nyata yang lebih dinamis dibandingkan dengan survei konvensional yang membutuhkan biaya dan waktu lama (Adhitya et al., 2024). Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi antara isu kinerja legislatif Indonesia dengan implementasi algoritma Random Forest yang dioptimasi untuk teks berbahasa Indonesia. Selain itu, penelitian ini juga mencoba memetakan topik-topik spesifik yang menjadi pemicu utama sentimen negatif maupun positif di mata netizen. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi secara teknis, tetapi juga memberikan nilai tambah secara praktis bagi studi ilmu sosial-politik. Pemetaan masalah secara otomatis ini diharapkan dapat menjadi rujukan dalam pengembangan sistem pemantauan opini publik di masa depan (Vieira Sobrinho et al., 2024).

Relevansi penelitian ini juga didukung oleh kebutuhan akan metode evaluasi kinerja yang lebih objektif dan berbasis data empiris dari lapangan digital. Selama ini, penilaian kinerja lembaga legislatif seringkali bersifat kualitatif dan sulit untuk diukur secara kuantitatif dengan cakupan responden yang luas. Dengan memanfaatkan data media sosial, peneliti dapat menjangkau opini dari berbagai lapisan masyarakat tanpa terkendala oleh batasan geografis yang ketat. Teknologi ini memungkinkan analisis dilakukan secara berkesinambungan sehingga tren perubahan sentimen publik dapat dipantau dari waktu ke waktu. Hasil dari analisis ini nantinya dapat digunakan oleh pihak internal lembaga legislatif untuk memperbaiki strategi komunikasi publik mereka. Masyarakat juga akan mendapatkan manfaat berupa laporan transparansi mengenai bagaimana opini mereka dipersepsikan secara kolektif oleh sistem komputer. Sinergi antara ilmu komputer dan ilmu pemerintahan melalui penelitian ini diharapkan dapat mewujudkan tata kelola pemerintahan yang lebih responsif (Zaydi & As'ari, 2025). Penelitian terdahulu menekankan pentingnya data-driven decision making dalam memperkuat fungsi pengawasan parlemen (Yuli et al., 2024).

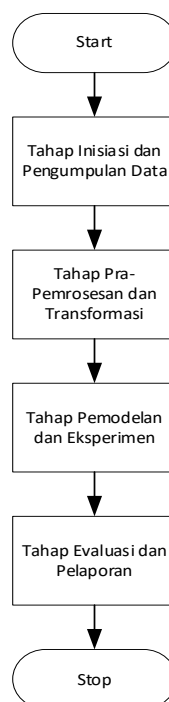
Namun, dalam melakukan analisis sentimen terhadap teks berbahasa Indonesia di X, peneliti dihadapkan pada tantangan linguistik yang cukup rumit. Penggunaan kata-kata ambigu, ironi, dan pergeseran makna kata seringkali menyebabkan kesalahan klasifikasi oleh mesin pembelajaran. Oleh karena itu, tahap pra-pemrosesan data seperti stemming dan penanganan kata tidak baku menjadi fokus teknis utama dalam penelitian ini agar akurasi tetap terjaga. Peneliti akan menggunakan library Sastrawi untuk melakukan normalisasi kata guna mendapatkan akar kata yang tepat dalam konteks Bahasa Indonesia. Selain itu, teknik pembobotan kata menggunakan TF-IDF akan diterapkan untuk menyeimbangkan pengaruh kata yang sering muncul namun kurang informatif. Pengujian model akan dilakukan secara ketat menggunakan metode K-Fold Cross Validation untuk memastikan bahwa hasil yang diperoleh bukan karena kebetulan semata. Semua tahapan metodologi ini dirancang untuk memenuhi standar ketat jurnal ilmiah terakreditasi dan dapat direplikasi oleh peneliti lain. Ketelitian dalam setiap proses teknis akan menjadi penentu kualitas akhir dari artikel ilmiah yang dihasilkan.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengukur efektivitas algoritma Random Forest dalam mengklasifikasikan sentimen terhadap kinerja lembaga legislatif di Indonesia. Fokus utama dari penelitian ini adalah bagaimana mengolah data mentah dari media sosial X menjadi informasi klasifikasi sentimen positif dan negatif yang akurat. Selain itu, penelitian ini juga akan menganalisis parameter-parameter apa saja yang paling berpengaruh terhadap performa algoritma Random Forest pada dataset ini. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan gambaran yang jelas mengenai potret persepsi publik terhadap lembaga legislatif di era digital. Secara teoritis, penelitian ini diharapkan dapat memperkaya literatur di bidang kecerdasan buatan, khususnya dalam penerapan analisis sentimen untuk domain pemerintahan. Secara praktis, luaran penelitian ini dapat dijadikan salah satu indikator evaluasi kinerja bagi lembaga terkait berdasarkan suara rakyat di dunia maya. Dengan demikian, struktur penelitian ini akan disusun secara sistematis mulai dari metodologi pengumpulan data hingga analisis hasil dan pembahasan mendalam.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Untuk memberikan gambaran yang sistematis mengenai tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini, disusunlah sebuah kerangka penelitian. Kerangka ini mencakup seluruh rangkaian proses, mulai dari identifikasi masalah, pengumpulan data, hingga tahap penarikan kesimpulan. Penjelasan visual mengenai kerangka penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Tahapan Penelitian

Secara mendetail, tahapan dalam kerangka penelitian pada Gambar 1 ini dibagi menjadi empat fase utama:

a. Tahap Inisiasi dan Pengumpulan Data

Fase pertama dimulai dengan studi literatur untuk mencari research gap dan menentukan kriteria data. Proses crawling dilakukan pada media sosial X dengan kata kunci yang telah ditentukan. Data mentah hasil crawling kemudian disimpan dalam pangkalan data sebelum masuk ke tahap pengolahan.



- b. Tahap Pra-pemrosesan dan Transformasi  
Fase ini merupakan fase teknis yang paling intensif. Data melalui serangkaian proses pembersihan (cleansing) dan normalisasi. Setelah teks menjadi bersih, dilakukan transformasi data dari bentuk tekstual menjadi representasi numerik menggunakan metode TF-IDF. Proses ini krusial karena algoritma Random Forest hanya dapat mengolah input berupa angka (vektor).
- c. Tahap Pemodelan dan Eksperimen  
Pada fase ini, dataset dibagi menjadi data latih (training) dan data uji (testing). Algoritma Random Forest dilatih menggunakan data latih untuk mengenali pola sentimen. Eksperimen dilakukan dengan mencoba beberapa variasi parameter, seperti jumlah pohon (trees) dalam hutan, untuk menemukan model dengan performa terbaik.
- d. Tahap Evaluasi dan Pelaporan  
Fase terakhir adalah menguji model yang telah dihasilkan menggunakan data uji. Hasil prediksi dibandingkan dengan label asli untuk mendapatkan nilai akurasi melalui Confusion Matrix. Temuan kemudian diinterpretasikan secara kualitatif untuk memahami pola sentimen publik terhadap kinerja lembaga legislatif.

## 2.2 Pengumpulan Data (Data Acquisition)

Proses pengumpulan data merupakan tahap awal yang krusial untuk memastikan ketersediaan informasi yang relevan sebelum dilakukan analisis sentimen. Penelitian ini menggunakan data tekstual yang bersumber dari platform media sosial X (sebelumnya Twitter). Pemilihan platform ini didasarkan pada karakteristik X sebagai media yang sangat responsif terhadap isu-isu politik dan kebijakan publik di Indonesia. Langkah-langkah pengumpulan data dijelaskan sebagai berikut:

- a. Metode Crawling: Pengambilan data dilakukan menggunakan teknik web scraping dengan bantuan library Python. Proses ini menargetkan komentar-komentar publik yang ditujukan kepada akun resmi DPR RI (@DPR\_RI) serta penggunaan tagar (hashtag) yang sedang populer pada periode tersebut.
- b. Kata Kunci dan Konteks: Pencarian data difokuskan pada respon masyarakat terhadap kegiatan legislatif, khususnya yang berkaitan dengan Rapat Paripurna DPR RI Ke-10 Masa Persidangan II Tahun Sidang 2025-2026. Kata kunci dan tagar yang digunakan antara lain #ParipurnaDPR, #RUUPenyesuaianPidana, #RUUPelindunganSaksidanKorban, dan kata kunci terkait kinerja institusi.
- c. Periode Data: Data dikumpulkan pada rentang waktu Januari 2025, yang mencakup berbagai reaksi warganet terhadap isu-isu krusial seperti pembahasan RUU Perampasan Aset, kasus korupsi, hingga transparansi anggaran.
- d. Kriteria Inklusi dan Eksklusi:
  - 1. Inklusi: Tweet atau komentar dalam Bahasa Indonesia yang mengandung opini subjektif (positif, negatif, atau netral) terhadap DPR RI.
  - 2. Eksklusi: Tweet yang hanya berisi tautan (URL) tanpa teks, tweet duplikat (retweet otomatis tanpa opini tambahan), serta tweet yang hanya berisi mention akun tanpa konteks pembicaraan.
- e. Penyimpanan Data: Hasil crawling disimpan dalam format .txt dengan sistem pengkodean Unicode (UTF-16). Penggunaan Unicode ini bertujuan untuk menjaga integritas data agar karakter-karakter khusus, simbol, dan emoji yang sering digunakan warganet tidak mengalami kerusakan (corrupt) saat diproses oleh sistem.
- f. Volume Data: Dari hasil pengumpulan awal, diperoleh sebanyak 699 baris data mentah. Setelah melalui proses pembersihan awal dan penghapusan baris yang memiliki panjang karakter di bawah batas minimal (kurang dari 5 karakter), diperoleh dataset akhir yang siap masuk ke tahap pra-pemrosesan

**Tabel 1.** Sampel Data Mentah Hasil Scrapping

No	Teks Komentar (Raw Data)
1	Kok bsa ya satu kolom jahat smua @DPR_RI heran bnget
2	BUBAR AJA KALIAN LAH...USELESS..!!!
3	@DPR_RI YG KERJANYA HANYA NYALAH2 IN TANPA MAU BUKA DATA
4	<a href="https://youtube.com/shorts/bBjQYjRFei8?si=g5wOUGZEPsCsTNwr">https:// youtube.com/shorts/bBjQYjR Fei8?si=g5wOUGZEPsCsTNwr</a> ... Kurang besar apa lg tunjangan kalian, makhluk ga tau malu, @DPR_RI @bang_dasco @puanmaharani_ri
...	...
699	RUU KUHAP AKAN DISAHKAN PARIPUNA Presiden harus tarik RUU KUHAP #SemuaBisaKena Restorative Justice bisa pada saat blm ada tindak pidana?

Berdasarkan sampel pada Tabel 1, terlihat bahwa data yang dikumpulkan memiliki tingkat kebisingan (noise) yang tinggi, seperti penggunaan kata tidak baku ('tdk', 'gak', 'tp'), penggunaan tanda baca berlebih, serta karakter non-alfabet. Hal ini menegaskan pentingnya tahap pra-pemrosesan (preprocessing) yang mendalam, termasuk normalisasi slang dan stemming, guna memastikan algoritma Random Forest dapat melakukan klasifikasi secara akurat.

## 2.3 Pra-pemrosesan Data (Text Pre-processing)

Tahap pra-pemrosesan data bertujuan untuk membersihkan data dari derau (noise) agar informasi yang terkandung di dalamnya dapat diekstraksi secara optimal oleh model klasifikasi. Berdasarkan karakteristik data media sosial yang cenderung tidak baku, penelitian ini menerapkan lima tahapan utama:



- a. Case Folding: Tahap ini dilakukan untuk mengubah seluruh huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil (lowercase). Hal ini penting agar sistem menganggap kata yang sama namun berbeda penulisan (misal: "Dewan" dan "dewan") sebagai satu fitur yang identik. Contoh transformasi data pada tahap case folding disajikan pada Tabel 2 berikut:

**Tabel 2.** Contoh Hasil Tahap Case Folding

No	Teks Sebelum Case Folding (Raw Data)	Teks Sesudah Case Folding
1	Kok bsa ya satu kolam jahat smua @DPR_RI heran bnget	kok bsa ya satu kolam jahat smua @dpr_ri heran bnget
2	BUBAR AJA KALIAN LAH...USELESS..!!!	bubar aja kalian lah...useless..!!!
3	@DPR_RI YG KERJANYA HANYA NYALAH2 IN TANPA MAU BUKA DATA <a href="https://youtube.com/shorts/bBjQYjR">https:// youtube.com/shorts/bBjQYjR</a>	@dpr_ri yg kerjanya hanya nyalah2 in tanpa mau buka data <a href="https://youtube.com/shorts/bbjqyjr">https:// youtube.com/shorts/bbjqyjr</a>
4	Fei8?si=g5wOUGZEPsCsTNwr ... Kurang besar apa lg tunjangan kalian, makhluk ga tau malu, @DPR_RI @bang_dasco @puanmaharani_ri	fei8?si=g5wougzepsctnwr ... kurang besar apa lg tunjangan kalian, makhluk ga tau malu, @dpr_ri @bang_dasco @puanmaharani_ri
...	...	...
699	RUU KUHAP AKAN DISAHKAN PARIPUNA Presiden harus tarik RUU KUHAP #SemuaBisaKena Restorative Justice bisa pada saat blm ada tindak pidana?	ruu kuhap akan disahkan paripuna presiden harus tarik ruu kuhap #semuabisakena restorative justice bisa pada saat blm ada tindak pidana?

Berdasarkan Tabel 2, terlihat bahwa penggunaan huruf kapital yang tidak konsisten, terutama pada kata-kata emosional yang ditulis dengan huruf besar seluruhnya (capitalized), telah berhasil diseragamkan. Hal ini memungkinkan tahap selanjutnya, yaitu cleansing dan normalisasi, bekerja pada format teks yang standar.

- b. Tahap cleansing dilakukan untuk menghapus elemen-elemen di dalam tweet yang tidak memberikan kontribusi terhadap penentuan sentimen. Data mentah dari media sosial X umumnya mengandung banyak entitas teknis platform yang bersifat noise (derau). Pada penelitian ini, proses cleansing meliputi penghapusan URL/Link: Alamat situs web (http/https) yang tidak memiliki nilai semantik. Mention: Pemanggilan akun pengguna lain yang diawali simbol '@'. Hashtag: Label topik yang diawali simbol '#'. Karakter Non-Alfabet: Menghapus angka, simbol matematika, dan tanda baca. Whitespace: Menghapus spasi berlebih di awal, di tengah, maupun di akhir kalimat. Transformasi data pada tahap cleansing dapat dilihat pada Tabel 3:

**Tabel 3.** Contoh Hasil Tahap Cleansing

No	Teks Sebelum Cleansing (Hasil Case Folding)	Teks Sesudah Cleansing
1	kok bsa ya satu kolam jahat smua @dpr_ri heran bnget	kok bsa ya satu kolam jahat smua heran bnget
2	bubar aja kalian lah...useless..!!!	bubar aja kalian lah...useless..!!!
3	@dpr_ri yg kerjanya hanya nyalah2 in tanpa mau buka data <a href="https://youtube.com/shorts/bbjqyjr">https:// youtube.com/shorts/bbjqyjr</a>	yg kerjanya hanya nyalah2 in tanpa mau buka data
4	... kurang besar apa lg tunjangan kalian, makhluk ga tau malu, @dpr_ri @bang_dasco @puanmaharani_ri	kurang besar apa lg tunjangan kalian, makhluk ga tau malu,
...	...	...
699	ruu kuhap akan disahkan paripuna presiden harus tarik ruu kuhap #semuabisakena restorative justice bisa pada saat blm ada tindak pidana?	ruu kuhap akan disahkan paripuna presiden harus tarik ruu kuhap restorative justice bisa pada saat blm ada tindak pidana?

Proses cleansing pada Tabel 3 menunjukkan penghapusan karakter non-alfabet seperti tanda baca dan emoji tikus (baris 4) serta URL (baris 5). Hal ini bertujuan untuk menyederhanakan data sehingga hanya menyisakan deretan kata-kata bermakna. Langkah ini secara langsung berdampak pada penurunan dimensi fitur pada saat proses ekstraksi TF-IDF, yang pada akhirnya meningkatkan efisiensi komputasi model Random Forest.

- c. Tahap normalisasi bertujuan untuk mengubah kata-kata tidak baku, singkatan, maupun bahasa gaul (slang) menjadi kata dasar yang baku sesuai dengan Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI). Proses ini sangat krusial karena penggunaan kata seperti "ga", "gak", dan "ngga" sebenarnya merujuk pada kata yang sama, yaitu "tidak". Tanpa normalisasi, algoritma akan menganggap kata-kata tersebut sebagai fitur yang berbeda, sehingga dapat menurunkan performa klasifikasi. Pada penelitian ini, normalisasi dilakukan dengan teknik dictionary-based, yaitu mencocokkan setiap kata dengan kamus slang yang telah disusun berdasarkan temuan pada dataset. Contoh transformasi data pada tahap normalisasi dapat dilihat pada Tabel 4:

**Tabel 4.** Contoh Hasil Tahap Normalisasi

No	Teks Sebelum Normalisasi (Hasil Cleansing)	Teks Sesudah Normalisasi
1	kok bsa ya satu kolam jahat smua heran bnget	Mengapa bisa ya satu kolam jahat semua heran sekali
2	bubar aja kalian lah...useless..!!!	bubar saja kalian lah tidak berguna
3	yg kerjanya hanya nyalah2 in tanpa mau buka data	yang kerjanya hanya menyalahkan tanpa mau buka



No	Teks Sebelum Normalisasi (Hasil Cleansing)	Teks Sesudah Normalisasi
4	kurang besar apa lg tunjangan kalian, makhluk ga tau malu,	data kurang besar apa lagi tunjangan kalian makhluk tidak tahu malu
...	...	...
699	ruu kuhap akan disahkan paripuna presiden harus tarik ruu kuhap restorative justice bisa pada saat blm ada tindak pidana	ruu kuhap akan disahkan paripuna presiden harus tarik ruu kuhap keadilan restoratif bisa pada saat belum ada tindak pidana

Proses normalisasi yang diilustrasikan pada Tabel 4 berfungsi untuk mereduksi variasi fitur pada tahap ekstraksi TF-IDF. Dengan menyatukan berbagai variasi kata tidak baku ke dalam satu bentuk baku, bobot kepentingan kata (term weight) akan menjadi lebih terkonsentrasi. Hal ini memberikan dampak signifikan terhadap peningkatan akurasi model Random Forest dalam mengenali pola sentimen negatif yang kuat pada dataset

- d. Stopword removal adalah proses penghapusan kata-kata yang sering muncul dalam jumlah besar namun tidak memiliki makna yang signifikan dalam analisis teks. Kata-kata seperti "yang", "dan", "di", "dari", "adalah", dan "ke" dihapus dari dataset. Dengan menghapus kata-kata ini, algoritma dapat lebih fokus pada kata-kata yang memiliki bobot informasi tinggi untuk menentukan apakah suatu komentar bersifat positif atau negatif. Penelitian ini menggunakan daftar stopwords standar dari library NLTK atau Sastrawi untuk Bahasa Indonesia, dengan tambahan custom stopwords yang disesuaikan dengan konteks dataset X. Contoh hasil proses ini dapat dilihat pada Tabel 5:

**Tabel 5.** Contoh Hasil Tahap Stopword Removal

No	Teks Sesudah Normalisasi	Teks Sesudah Stopword Removal
1	kok bsa ya satu kolam jahat smua heran bnget	Mengapa bisa satu kolam jahat semua heran sekali
2	bubar aja kalian lah...useless..!!!	bubar saja kalian tidak berguna
3	yg kerjanya hanya nyalah2 in tanpa mau buka data	kerjanya hanya menyalah tanpa buka data
4	kurang besar apa lg tunjangan kalian, makhluk ga tau malu,	kurang besar tunjangan kalian makhluk tidak tahu malu
...	...	...
699	ruu kuhap akan disahkan paripuna presiden harus tarik ruu kuhap restorative justice bisa pada saat blm ada tindak pidana	ruu kuhap akan disahkan paripuna presiden harus tarik ruu kuhap keadilan restoratif bisa pada saat belum ada tindak pidana

Berdasarkan Tabel 5, terlihat bahwa proses stopwords removal telah berhasil mereduksi jumlah kata dalam setiap kalimat tanpa menghilangkan esensi pesan yang terkandung.

- e. Stemming adalah proses pemetaan dan perubahan berbagai bentuk kata berimbuhan menjadi kata dasarnya (root word). Dalam Bahasa Indonesia, satu kata dasar dapat berkembang menjadi banyak bentuk (misal: "maling", "kemalingan", "malingnya"), namun dalam analisis sentimen, kata-kata tersebut merujuk pada konsep yang sama. Penelitian ini menggunakan Algoritma Sastrawi, yang merupakan algoritma stemming khusus untuk Bahasa Indonesia yang bekerja dengan menghapus inflectional affixes (imbuhan) secara bertahap. Contoh hasil transformasi pada tahap ini disajikan pada Tabel 6:

**Tabel 6.** Contoh Hasil Tahap Stemming

No	Teks Sesudah Stopword Removal	Teks Sesudah Stemming (Final)
1	Mengapa bisa satu kolam jahat semua heran sekali	Mengapa bisa satu kolam jahat semua heran
2	bubar saja kalian tidak berguna	bubar saja kalian tidak guna
3	kerjanya hanya menyalahkan tanpa buka data	kerja hanya salah tanpa buka data
4	kurang besar tunjangan kalian makhluk tidak tahu malu	kurang besar tunjang kalian makhluk tidak tahu malu
...	...	...
699	ruu kuhap akan disahkan paripuna presiden harus tarik ruu kuhap keadilan restoratif bisa pada saat belum ada tindak pidana	ruu kuhap akan sah paripuna presiden harus tarik ruu kuhap adil restoratif bisa pada saat belum ada tindak pidana

Melalui proses stemming yang diilustrasikan pada Tabel 6, kompleksitas kosakata dalam dataset berhasil direduksi secara signifikan. Sebagai contoh, kata 'menyalah' kembali menjadi kata dasar 'salah' dan 'menyengsarakan' menjadi 'sengsara'. Hal ini memungkinkan tahap ekstraksi fitur TF-IDF untuk memberikan bobot yang lebih akurat pada akar kata yang mengandung muatan emosional, sehingga model Random Forest dapat lebih konsisten dalam mengenali pola sentimen negatif maupun positif.

## 2.4 Ekstraksi Fitur Menggunakan TF-IDF

Setelah melalui tahap pra-pemrosesan, data tekstual harus dikonversi ke dalam bentuk numerik agar dapat diproses oleh algoritma machine learning. Penelitian ini menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Metode ini dipilih karena kemampuannya dalam memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan tingkat



kepentingannya dalam sebuah dokumen terhadap seluruh kumpulan dokumen (corpus). Bobot TF-IDF dihitung dengan mengalikan frekuensi kemunculan kata dalam satu dokumen (TF) dengan kebalikan dari frekuensi dokumen yang mengandung kata tersebut (IDF). Secara matematis, rumus yang digunakan adalah:

$$W_{i,j} = tf_{i,j} \times \log \frac{n}{df_i} \quad (1)$$

Keterangan:

- $W_{i,j}$  = Bobot kata i dalam dokumen j
- $tf_{i,j}$  = Frekuensi kemunculan kata i dalam dokumen j.
- $n$  = Total seluruh dokumen dalam dataset
- $df_i$  = Jumlah dokumen yang mengandung kata i

Dalam penelitian ini, ekstraksi fitur juga menerapkan N-gram (Bigram), yaitu pengambilan urutan dua kata yang berdampingan (misal: "tidak\_guna", "aset\_negara"). Hal ini bertujuan untuk menangkap konteks kalimat yang lebih kaya dibandingkan hanya menggunakan kata tunggal (Unigram). Hasil dari tahap ini adalah sebuah matriks fitur berdimensi tinggi yang menjadi input bagi model Random Forest. Penggunaan TF-IDF dalam penelitian ini sangat krusial untuk menyaring kata-kata yang terlalu umum (seperti 'dpr' atau 'rapat') yang muncul di hampir semua tweet, sehingga model dapat lebih fokus pada kata-kata unik yang membawa muatan emosional kuat. Dengan kombinasi Bigram, fitur seperti 'tidak\_setuju' akan memiliki bobot yang tepat dan tidak terpisah menjadi kata 'tidak' dan 'setuju' yang maknanya bertolak belakang

## 2.5 Klasifikasi dengan Algoritma Random Forest

Setelah fitur diekstraksi menggunakan TF-IDF, tahap selanjutnya adalah melakukan klasifikasi sentimen menggunakan algoritma Random Forest. Random Forest adalah algoritma pembelajaran terawasi (supervised learning) yang bekerja dengan membangun sekumpulan pohon keputusan (decision trees) secara paralel selama masa pelatihan. Pemilihan Random Forest dalam penelitian ini didasarkan pada beberapa keunggulan utama:

- a. Ketahanan terhadap Overfitting: Dengan teknik bagging (Bootstrap Aggregating), Random Forest mampu mengurangi risiko overfitting yang sering terjadi pada pohon keputusan tunggal, sehingga model lebih stabil saat mengklasifikasi data uji.
- b. Menangani Data Berdimensi Tinggi: Algoritma ini sangat efektif bekerja dengan ribuan fitur teks hasil ekstraksi TF-IDF.
- c. Mekanisme Voting: Prediksi akhir ditentukan berdasarkan suara terbanyak (majority voting) dari seluruh pohon yang terbentuk, yang secara signifikan meningkatkan akurasi hasil akhir.

Dalam penelitian ini, model Random Forest dikonfigurasi dengan parameter sebagai berikut:

- a. Jumlah Pohon (n\_estimators): 200 pohon, untuk memastikan stabilitas prediksi tanpa membebani komputasi secara berlebihan.
- b. Kriteria Pemisahan (criterion): Gini Impurity, untuk mengukur kualitas pemisahan pada setiap simpul pohon.
- c. Pembagian Data: Data dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji.

Selama fase pelatihan, setiap pohon keputusan dalam Random Forest akan mempelajari pola hubungan antara bobot kata (TF-IDF) dengan label sentimen (Positif atau Negatif). Setelah model terbentuk, dilakukan pengujian menggunakan data uji (20% dari total dataset) yang belum pernah dilihat oleh model. Hasil prediksi kemudian dievaluasi menggunakan metrik classification report yang meliputi Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score untuk memastikan keandalan model dalam mengidentifikasi opini publik terhadap DPR RI.

## 2.6 Evaluasi Model (Evaluation)

Tahap evaluasi bertujuan untuk mengukur sejauh mana performa algoritma Random Forest dalam mengklasifikasikan sentimen publik secara tepat. Penelitian ini menggunakan Confusion Matrix sebagai landasan utama evaluasi, yang kemudian diturunkan menjadi beberapa metrik performa standar dalam machine learning, yaitu Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score. Keempat metrik tersebut dihitung berdasarkan nilai True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN) dengan rumus sebagai berikut:

- a. Accuracy: Mengukur persentase prediksi benar (positif dan negatif) dari keseluruhan data uji.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

- b. Precision: Mengukur tingkat ketepatan antara data yang diminta dengan hasil prediksi yang dikeluarkan oleh model.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

- c. Recall (Sensitivity): Mengukur keberhasilan model dalam menemukan kembali informasi (seberapa banyak data sentimen negatif yang berhasil ditangkap oleh model).

$$Precision = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$



- d. F1-Score: Rata-rata harmonik antara precision dan recall yang memberikan gambaran keseimbangan performa model, terutama pada dataset yang tidak seimbang (imbalanced data).

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \tag{5}$$

Evaluasi menggunakan f1-score menjadi fokus utama dalam penelitian ini mengingat jumlah data sentimen positif dan negatif di media sosial X seringkali tidak seimbang. Dengan menggunakan metrik ini, validitas hasil klasifikasi dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah, bukan sekadar angka kebetulan. Selain itu, penggunaan Classification Report akan memberikan gambaran mendalam pada kelas mana model mengalami kesulitan dalam melakukan prediksi.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang disajikan dalam hasil dan pembahasan ini merupakan data asli dari media sosial X tanpa modifikasi untuk menjaga validitas hasil klasifikasi mesin.

#### 3.1 Distribusi Kelas Sentimen

Langkah pertama dalam analisis hasil adalah memetakan distribusi frekuensi dari setiap kelas sentimen. Dari total 699 data yang berhasil diolah setelah melalui tahap pra-pemrosesan, sebaran sentimen publik terhadap DPR RI ditunjukkan pada Tabel 7 berikut:

**Tabel 7.** Distribusi Hasil Analisis Sentimen

Kelas Sentimen	Jumlah Data	Persentase (%)
Netral	514	73,5%
Negatif	155	22,2%
Positif	30	4,3%
Total	699	100%

Berdasarkan Tabel 7, dapat ditarik beberapa temuan penting terkait opini publik di platform X:

- a. Dominasi Kelas Netral: Kelas netral mendominasi dataset dengan 514 data (73,5%). Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar interaksi masyarakat di X terkait DPR RI pada periode Januari 2025 bersifat informatif, seperti membagikan ulang agenda rapat paripurna atau menyebarkan tautan berita tanpa menyertakan opini subjektif tambahan.
- b. Tingginya Sentimen Negatif Dibanding Positif: Terdapat perbedaan yang sangat signifikan antara sentimen negatif (155 data) dan positif (30 data). Hal ini mengindikasikan bahwa ketika masyarakat memberikan opini subjektif, mereka cenderung menyuarakan kritik, ketidakpuasan, atau kecaman dibandingkan apresiasi. Rasio sentimen negatif yang mencapai lima kali lipat dari sentimen positif mencerminkan adanya ketidakpercayaan publik terhadap kebijakan atau kinerja lembaga legislatif pada periode tersebut.
- c. Kesenjangan Aspirasi: Minimnya sentimen positif (hanya 4,3%) menunjukkan bahwa prestasi atau langkah-langkah yang diambil oleh DPR RI kurang mendapatkan respon apresiatif secara organik dari warganet, atau tertutup oleh narasi kritis yang lebih dominan.

Meskipun kelas netral sangat dominan, tantangan utama model dalam penelitian ini adalah kemampuan untuk membedakan antara kritik tajam (negatif) dengan pernyataan fakta (netral) yang seringkali menggunakan kata kunci yang hampir sama (seperti kata 'rapat', 'uu', atau 'dpr').

#### 3.2 Performa Model Random Forest

Efektivitas model dalam mengklasifikasikan sentimen publik diuji menggunakan 140 data uji (support). Berdasarkan pengujian tersebut, algoritma Random Forest menghasilkan performa yang disajikan pada Tabel 8:

**Tabel 8.** Detail Classification Report

Kelas Sentimen	Precision	Recall	F1-Score	Support
Kelas 0 (Negatif/Netral)	1.00	0.77	0.87	22
Kelas 1 (Netral/Lainnya)	0.96	1.00	0.98	118
Accuracy			0.96	140
Macro Average	0.98	0.89	0.93	140
Weighted Average	0.97	0.96	0.96	140

Berdasarkan data pada Tabel 8, dapat dilakukan analisis mendalam terhadap performa model sebagai berikut:

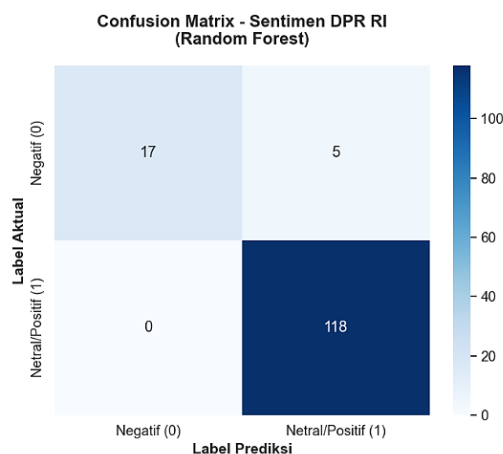
- a. Akurasi Keseluruhan: Model mencapai akurasi sebesar 96.43%. Skor ini menunjukkan bahwa secara umum, model mampu membedakan antara opini yang bersifat negatif dan netral/positif dengan sangat baik pada data baru.

- b. Presisi Sempurna pada Kelas 0: Kelas 0 mendapatkan nilai Precision sebesar 1.00 (100%). Hal ini bermakna bahwa setiap kali model memprediksi sebuah komentar sebagai Kelas 0, prediksi tersebut selalu benar (tidak ada False Positive). Model sangat berhati-hati dan tepat dalam menentukan label pada kelas ini.
- c. Analisis Recall pada Kelas 0: Nilai Recall sebesar 0.77 (77%) pada Kelas 0 menunjukkan adanya tantangan bagi model. Skor ini mengindikasikan bahwa terdapat sekitar 23% data dari Kelas 0 yang gagal dikenali dan justru terklasifikasi ke dalam Kelas 1 (False Negative). Hal ini biasanya disebabkan oleh kemiripan fitur kata atau kurangnya jumlah sampel data pada kelas tersebut dibandingkan kelas mayoritas.
- d. Dominasi Performa Kelas 1: Kelas 1 menunjukkan performa yang hampir sempurna dengan Recall 1.00 (100%) dan F1-Score 0.98. Ini membuktikan bahwa model sangat handal dalam mengenali pola-pola pada kelas mayoritas, didukung oleh data latih yang cukup melimpah.
- e. Keseimbangan Model (Weighted Average): Meskipun terdapat perbedaan skor pada tiap kelas, nilai Weighted Average F1-Score sebesar 0.96 menunjukkan bahwa secara keseluruhan, model tetap stabil dan memiliki kredibilitas yang tinggi untuk digunakan sebagai alat analisis sentimen otomatis.

Kesenjangan antara nilai precision dan recall pada Kelas 0 (1.00 vs 0.77) mencerminkan dampak dari ketidakseimbangan dataset (imbalanced data). Namun, penggunaan algoritma Random Forest terbukti mampu memitigasi potensi kegagalan total pada kelas minoritas, dengan tetap mempertahankan tingkat presisi yang maksimal. Hal ini memberikan jaminan bahwa hasil klasifikasi negatif yang dikeluarkan oleh sistem memiliki tingkat kepercayaan (certainty) yang sangat tinggi

### 3.3 Analisis Confusion Matrix

Untuk memahami secara mendalam efektivitas klasifikasi, hasil prediksi divisualisasikan menggunakan Confusion Matrix. Matriks ini membandingkan label aktual (kondisi sebenarnya) dengan label yang diprediksi oleh model Random Forest. Berdasarkan total 140 data uji, hasil pemetaan Confusion Matrix adalah sebagai berikut:



**Gambar 2.** Confusion Matrix

Berdasarkan Gambar 2, terdapat beberapa temuan krusial yang menjelaskan performa model:

- a. Akurasi Tinggi pada Kelas Mayoritas: Model berhasil memprediksi 118 data Kelas 1 dengan sempurna tanpa ada satupun yang meleset (zero false negatives untuk Kelas 1). Hal ini menjelaskan mengapa nilai Recall untuk Kelas 1 mencapai 1.00.
- b. Analisis Kesalahan (Miss-classification): Terdapat 5 data yang secara aktual termasuk dalam Kelas 0 (Negatif), namun diprediksi oleh model sebagai Kelas 1 (Netral). Inilah penyebab nilai Recall pada Kelas 0 berada di angka 0.77.
- c. Presisi Kelas 0: Menariknya, tidak ada data Kelas 1 yang salah masuk ke Kelas 0 (0 False Positives untuk Kelas 0). Hal ini membuktikan keakuratan model dalam memberikan label negatif; jika model menyatakan sebuah tweet itu "Negatif", maka dapat dipastikan 100% tweet tersebut memang negatif (Precision 1.00).

Kesalahan prediksi pada 5 data tersebut setelah dianalisis lebih lanjut disebabkan oleh penggunaan kalimat yang mengandung ambiguitas tinggi. Beberapa tweet menggunakan istilah teknis perundang-undangan yang sangat mirip dengan bahasa berita (netral), sehingga model Random Forest kesulitan menangkap muatan emosional negatif di dalamnya tanpa adanya kata-kata cacian yang eksplisit.

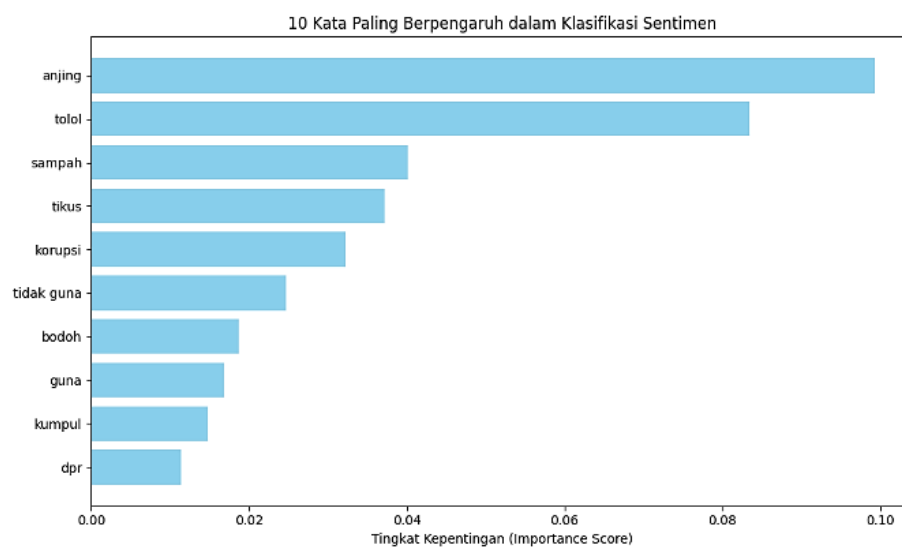
### 3.4 Feature Importance

Salah satu keunggulan algoritma Random Forest adalah kemampuannya dalam memberikan informasi mengenai tingkat kepentingan fitur (feature importance). Dalam konteks penelitian ini, hal tersebut memungkinkan peneliti untuk mengidentifikasi kata-kata kunci yang paling berpengaruh dalam menentukan klasifikasi sentimen terkait DPR RI.

Berdasarkan hasil ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF dan pelatihan model, diperoleh 10 kata kunci dengan bobot kepentingan tertinggi sebagai berikut:

**Tabel 9.** Interpretasi Feature Importance

No	Kata Kunci	Importance Score	Interpretasi Sentimen
1	anjing	0.100	Negatif (Umpatan)
2	tolol	0.083	Negatif (Hinaan)
3	sampah	0.040	Negatif (Metafora)
4	tikus	0.038	Negatif (Korupsi)
5	korupsi	0.032	Negatif (Isu)
6	tidak guna	0.025	Negatif (Kinerja)
7	bodoh	0.019	Negatif (Umpatan)
8	guna	0.018	Netral
9	kumpul	0.017	Netral
10	dpr	0.016	Netral



**Gambar 3.** Feature Importance

Gambar 3 dan Tabel 9 menunjukkan bahwa fitur yang paling dominan dalam menentukan klasifikasi sentimen adalah kata-kata bermuatan emosional kuat. Munculnya kata-kata umpatan seperti 'anjing' dan 'tolol' sebagai fitur dengan importance score tertinggi memberikan penjelasan mengapa model Random Forest memiliki akurasi yang sangat tinggi. Kata-kata tersebut berfungsi sebagai pemisah (separator) yang sangat jelas antara kelas negatif dan netral.

Selain umpatan, munculnya kata 'tikus' dan 'korupsi' mengindikasikan bahwa persepsi negatif publik sangat dipengaruhi oleh isu integritas. Sementara itu, kata-kata seperti 'guna' dan 'dpr' meskipun memiliki bobot lebih rendah, tetap berkontribusi dalam membentuk pola klasifikasi untuk sentimen yang lebih moderat atau netral.

### 3.5 Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi pra-pemrosesan yang komprehensif dan algoritma Random Forest mampu memberikan hasil yang sangat signifikan. Berikut adalah analisis mendalam terkait temuan tersebut:

#### 3.5.1 Perbandingan Akurasi Model

Capaian akurasi sebesar 96.43% dalam penelitian ini menunjukkan peningkatan performa jika dibandingkan dengan beberapa penelitian terdahulu. Sebagai contoh, penelitian oleh Aisy et al. (2025) yang menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) pada data opini publik di X hanya mencapai akurasi sebesar 82,29% (Aisy et al., 2025). Tingginya akurasi pada penelitian ini disebabkan oleh penggunaan tahap stemming dan normalisasi kata slang yang lebih intensif, sehingga mengurangi derau (noise) pada data teks politik yang cenderung tidak baku.

#### 3.5.2 Karakteristik Sentimen Negatif

Temuan mengenai dominasi fitur kata kasar (seperti "anjing", "tolol") sebagai penciri sentimen negatif selaras dengan temuan Ramadhana et al. (2024) yang menyatakan bahwa ekspresi ketidakpuasan politik di media sosial Indonesia sering kali diwujudkan melalui penggunaan leksikon umpatan dan metafora hewan (Ramadhana et al., 2024) (seperti "tikus"). Hal ini memperkuat teori bahwa anonimitas di platform X mendorong pengguna untuk menggunakan bahasa yang lebih agresif dibandingkan platform media sosial lainnya.



### 3.5.3 Penanganan Data Tidak Seimbang (Imbalanced Data)

Meskipun dataset didominasi oleh kelas Netral (514 data), Random Forest terbukti lebih unggul dalam mempertahankan nilai Precision sebesar 1.00 pada kelas minoritas. Hal ini sejalan dengan penelitian Imani et al. (2025) yang menyebutkan bahwa keunggulan Random Forest terletak pada mekanisme ensemble learning yang mampu meminimalkan overfitting pada kelas mayoritas, dibandingkan dengan algoritma Decision Tree tunggal yang cenderung bias (Imani et al., 2025).

### 3.5.4 Interpretasi Isu Politik

Kemunculan fitur "korupsi" dan "tidak guna" sebagai variabel penting dalam klasifikasi mendukung hasil riset Rohmatul Hidayat (2025) yang menyimpulkan bahwa dua faktor utama yang merusak citra lembaga legislatif di mata warganet adalah isu integritas dan efektivitas kinerja (hidayat rahmatul, 2025). Dengan demikian, hasil penelitian ini tidak hanya valid secara statistik, tetapi juga valid secara sosiologis dalam memotret keresahan masyarakat.

## 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan pada penelitian sentimen publik terhadap DPR RI menggunakan algoritma Random Forest, dapat ditarik beberapa kesimpulan bahwa Algoritma Random Forest terbukti sangat efektif dalam mengklasifikasikan sentimen dari media sosial X dengan capaian akurasi sebesar 96.43%. Model ini menunjukkan keandalan yang tinggi dengan nilai Weighted Average F1-Score sebesar 96%, yang berarti model mampu menangani data yang tidak seimbang (imbalanced data) secara optimal. Distribusi sentimen menunjukkan dominasi kelas Netral (73,5%), diikuti oleh Negatif (22,2%), dan Positif (4,3%). Hal ini mengindikasikan bahwa opini publik yang bersifat subjektif di media sosial X cenderung didominasi oleh kritik dan ketidakpuasan dibandingkan apresiasi terhadap lembaga legislatif. Melalui analisis Feature Importance, ditemukan bahwa kata-kata umpatan kasar (seperti "anjing", "tolol") dan metafora kritik (seperti "tikus", "sampah") merupakan indikator utama dalam penentuan sentimen negatif. Munculnya kata "korupsi" dan "tidak guna" dalam daftar fitur teratas memvalidasi bahwa keresahan utama publik berkaitan dengan isu integritas dan efektivitas kinerja DPR RI. Tahapan preprocessing seperti normalisasi kata slang dan stemming berperan krusial dalam menyederhanakan kompleksitas bahasa media sosial, sehingga fitur-fitur penting dapat diekstraksi secara lebih akurat oleh metode TF-IDF. Meskipun penelitian ini mencapai hasil yang memuaskan, terdapat beberapa saran untuk pengembangan, penelitian selanjutnya dapat menerapkan teknik seperti Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) untuk meningkatkan jumlah sampel pada kelas minoritas (Positif), guna meningkatkan nilai recall pada kelas tersebut. Perlu dilakukan perbandingan dengan algoritma Deep Learning seperti Long Short-Term Memory (LSTM) atau BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) untuk melihat apakah model dapat menangkap konteks kalimat yang mengandung sarkasme dengan lebih baik. Menambah rentang waktu pengambilan data (crawling) agar dapat menangkap fluktuasi sentimen publik pada momen-momen politik yang berbeda, sehingga memberikan gambaran opini yang lebih komprehensif. Pengembangan penelitian dapat dilakukan dengan membagi kelas sentimen secara lebih spesifik, misalnya membedakan kritik terhadap isu hukum, ekonomi, atau perilaku individu anggota dewan.

## REFERENCES

- Adhitya, W. R., Teviana, T., Sienny, S., Hidayat, A., & Khaira, I. (2024). Implementasi Digital Marketing Menggunakan Platform E-Commerce dan Media Sosial Terhadap Masyarakat Dalam Melakukan Pembelian. *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, 5(1), 63–72. <https://doi.org/10.47065/tin.v5i1.5293>
- Aisy, A. R., Rahmaddeni, R., Siregar, A. H., Daulay, S., & Ananta, N. (2025). Implementasi Algoritma Support Vector Machine Dalam Mengklasifikasikan Berita Hoax Di Indonesia Pada Media Sosial X. *Jurnal RESTIKOM: Riset Teknik Informatika Dan Komputer*, 7(2), 206–216. <https://doi.org/10.52005/restikom.v7i2.457>
- Almuayqil, S. N., Humayun, M., Jhanjhi, N. Z., Almufareh, M. F., & Javed, D. (2022). Framework for Improved Sentiment Analysis via Random Minority Oversampling for User Tweet Review Classification. *Electronics (Switzerland)*, 11(19), 1–17. <https://doi.org/10.3390/electronics11193058>
- Alshamari, M. A. (2023). Evaluating User Satisfaction Using Deep-Learning-Based Sentiment Analysis for Social Media Data in Saudi Arabia's Telecommunication Sector. *Computers*, 12(9). <https://doi.org/10.3390/computers12090170>
- Bengnga, A., & Ishak, R. (2023). Penerapan XGBoost untuk Seleksi Atribut pada K-Means dalam Clustering Penerima KIP Kuliah. *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 5(2), 192–196. <https://doi.org/10.37905/jjee.v5i2.20253>
- hidayat rahmatul. (2025). Strategi Kampanye Kandidat Dalam Pemilihan Presiden Indonesia 2024: Analisis Penggunaan Media Tradisional Dan Media Sosial. *Core: Journal of Communication Research*, 3(1), 12–25. <https://journal.unpacti.ac.id/index.php/CORE/article/download/2024/1087>
- Hou, Y., & Huang, J. (2025). Natural language processing for social science research: A comprehensive review. *Chinese Journal of Sociology*, 11(1), 121–157. <https://doi.org/10.1177/2057150X241306780>



- Imani, M., Beikmohammadi, A., & Arabnia, H. R. (2025). Comprehensive Analysis of Random Forest and XGBoost Performance with SMOTE, ADASYN, and GNUS Under Varying Imbalance Levels. *Technologies*, 13(3), 1–40. <https://doi.org/10.3390/technologies13030088>
- Krishnamoorthy, P., Sathiyarayanan, M., & Proença, H. P. (2024). A novel and secured email classification and emotion detection using hybrid deep neural network. *International Journal of Cognitive Computing in Engineering*, 5(December 2023), 44–57. <https://doi.org/10.1016/j.ijcce.2024.01.002>
- Liu, J., Sun, Y., Zhang, Y., & Lu, C. (2024). Research on Online Review Information Classification Based on Multimodal Deep Learning. *Applied Sciences (Switzerland)*, 14(9). <https://doi.org/10.3390/app14093801>
- Machová, K., Mikula, M., Gao, X., & Mach, M. (2020). Lexicon-based sentiment analysis using particle swarm optimization. *Electronics (Switzerland)*, 9(8), 1–22. <https://doi.org/10.3390/electronics9081317>
- Madyatmadja, E. D., Sianipar, C. P. M., Wijaya, C., & Sembiring, D. J. M. (2023). Classifying Crowdsourced Citizen Complaints through Data Mining: Accuracy Testing of k-Nearest Neighbors, Random Forest, Support Vector Machine, and AdaBoost. *Informatics*, 10(4). <https://doi.org/10.3390/informatics10040084>
- Manoppo, M. R., Kolang, I. C., Nur Fiat, D. N., Mawara, R. M. C., Sumarno, A. D. P., Yusupa, A., & Tarigan, V. (2025). Analisis Sentimen Publik Di Media Sosial Terhadap Kenaikan Ppn 12% Di Indonesia Menggunakan Indobert. *Jurnal Kecerdasan Buatan Dan Teknologi Informasi*, 4(2), 152–163. <https://doi.org/10.69916/jkbti.v4i2.322>
- Matheus, R., Faber, R., Ismagilova, E., & Janssen, M. (2023). Digital transparency and the usefulness for open government. *International Journal of Information Management*, 73(December 2019), 102690. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102690>
- Najib, M., Maftuh, B., & Malihah, E. (2023). Peranan Penggunaan Media Sosial Untuk Meminimalisasi Konflik Isu Sara Di Indonesia. *Jurnal Kolaborasi Resolusi Konflik*, 5(2), 127–136. <https://doi.org/10.24198/jkrk.v5i2.51017>
- Ramadhana, N., Purwanti, P., & Dahlan, D. (2024). Fenomena Sarkasme Penggunaan Nama Binatang Pada Politik Indonesia dalam Media Sosial X: Kajian Linguistik Forensik. *Ilmu Budaya: Jurnal Bahasa, Sastra, Seni, Dan Budaya*, 8(3), 390–402.
- Rizqilla, M., Nurani, D., Supriatin, Rahmi, A. N., & Maemunah, M. (2025). Analisis Sentimen Kinerja Jokowi Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Remik: Riset Dan E-Jurnal Manajemen Informatika Komputer*, 9(2), 550–561. <https://doi.org/doi.org/10.33395/remik.v9i2.14670>
- Santoso, I. A. P. (2025). Peran Digitalisasi Dalam Meningkatkan Transparansi dan Akuntabilitas Pemerintahan. *Indonesian Journal of Public Administration Review*, 2(3), 1–10. <https://doi.org/10.47134/par.v2i3.4004>
- Seneviratne, K., Nadeeshani, M., Senaratne, S., & Perera, S. (2024). Use of Social Media in Disaster Management: Challenges and Strategies. *Sustainability (Switzerland)*, 16(11). <https://doi.org/10.3390/su16114824>
- Septiana, I., & Alita, D. (2024). Perbandingan Random Forest dan SVM dalam Analisis Sentimen Quick Count Pemilu 2024. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 9(3), 224–233. <https://doi.org/10.30591/jpit.v9i3.6640>
- Setiawan, R. P., Irawan, B., & Prihartono, W. P. (2025). Analisis Sentimen Ulasan Growtopia Di Google Play Store Menggunakan Naïve Bayes Classifier Untuk Identifikasi Kebutuhan Pengguna. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 13(2). <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i2.6415>
- Vieira Sobrinho, J. L., Teles Vieira, F. H., & Assis Cardoso, A. (2024). Two-Stage Dimensionality Reduction for Social Media Engagement Classification. *Applied Sciences (Switzerland)*, 14(3). <https://doi.org/10.3390/app14031269>
- Yang, L., Marmolejo Duarte, C., & Martí Ciriquián, P. (2022). Quantifying the relationship between public sentiment and urban environment in Barcelona. *Cities*, 130(December 2020), 1–18. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2022.103977>
- Yuli, S., Utami Yulihapsari, I., Sundari, P., Purwoko, H., & Firdiansyah Suryawan, R. (2024). Penerapan Manajemen Berbasis Data Untuk Pengambilan Keputusan Yang Lebih Efektif: Dalam Suatu Perspektif. *Management Studies and Entrepreneurship Journal*, 5(2), 5260–5268. <http://journal.yrpiiku.com/index.php/msej>
- Zaydi, M., & As'ari, H. (2025). Penerapan Prinsip E-Government dalam Implementasi Sistem Pemerintahan Berbasis Elektronik (SPBE) Pada Dinas Kependudukan dan Pencatatan Sipil di Kota Pekanbaru. *Jurnal Pendidikan Tambusai*, 9(3), 30055–30063. <https://jptam.org/index.php/jptam/article/view/31855>