

Deteksi Ujaran Kebencian Pada Media Sosial Terkait Pemilu 2024 Menggunakan Algoritma *Naive Bayes*

¹Adesyan Lahinda, ²Irene R.H.T.Tangkawarow, ³Efraim R.S. Moningkey

^{1,2,3}Teknik Informatika, Universitas Negeri Manado

¹19210010@unima.ac.id, ²irene.tangkawarow@unima.ac.id, ³fmoningkey@unima.ac.id

Submit : 21 Nov 2025 | **Diterima** : 05 Des 2025 | **Terbit** : 15 Des 2025

ABSTRAK

Pemilu 2024 memiliki peranan yang sangat krusial dalam sistem demokrasi Indonesia, terutama karena didominasi oleh pemilih muda yang aktif menggunakan media sosial sebagai alat komunikasi politik. Namun, kondisi ini juga menghadirkan tantangan besar, terutama dengan meningkatnya penyebaran ujaran kebencian yang dapat dianggap sebagai pelanggaran Pemilu. Konten semacam ini terus meningkat, berpotensi merusak citra dan kualitas Pemilu serta mengganggu proses demokrasi. Meskipun ujaran kebencian telah diatur dalam Undang-Undang Pemilu dan Undang-Undang Informasi dan Transaksi Elektronik (ITE), pengawasan secara manual masih sulit dilakukan karena banyaknya konten yang beredar di media sosial. Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi ujaran kebencian sebagai pelanggaran Pemilu 2024 di media sosial dengan menggunakan metode *Naive Bayes*. Dataset yang digunakan terdiri dari 408 komentar dari Twitter dan 445 komentar dari YouTube. Data tersebut dikategorikan ke dalam dua kelompok, yaitu ujaran kebencian dan non-ujaran kebencian, kemudian diuji secara otomatis dan manual. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi 100% untuk data Twitter dan YouTube pada pengujian otomatis, sedangkan pengujian manual memperoleh akurasi 95,00% untuk Twitter dan 92,59% untuk YouTube.

Kata kunci: Ujaran Kebencian, Media Sosial, Pemilu 2024, *Naive Bayes*, Klasifikasi Teks.

PENDAHULUAN

Pemilihan Umum (Pemilu) merupakan instrumen utama dalam pelaksanaan demokrasi di Indonesia, karena memberi kesempatan kepada masyarakat untuk memilih pemimpin serta wakil rakyat secara langsung sesuai amanat Undang-Undang No. 7 Tahun 2017 (Lumape et al., 2023). Secara ideal, proses pemilu berlangsung secara transparan, jujur, dan tidak tercemar oleh praktik-praktik yang dapat merusak kualitas demokrasi. Namun, meningkatnya penggunaan teknologi digital dan media sosial menjelang Pemilu 2024 justru membuka celah bagi munculnya berbagai penyimpangan, salah satunya penyebaran ujaran kebencian. Media sosial yang seharusnya menjadi ruang edukasi politik sering kali berubah fungsi menjadi wadah penyebaran provokasi, disinformasi, serta konten yang dapat mengganggu kerukunan sosial (Abadi et al., 2023; Akbar, 2023). Twitter dan YouTube, sebagai dua platform dengan tingkat interaksi publik yang tinggi, terutama di kalangan generasi muda, menjadi arena yang paling rentan terhadap penyebaran ujaran kebencian. Generasi Z tercatat sebagai kelompok terbesar dalam Pemilu 2024 (Muhamad, 2023). tetapi rendahnya literasi digital menyebabkan mereka lebih mudah terpapar konten yang menyesatkan, provokatif, dan berpotensi memicu polarisasi (Evita, 2023). Situasi ini semakin diperberat oleh algoritma media sosial yang menciptakan *echo chamber*, sehingga mempercepat penyebaran konten bermuatan negatif (Zaky et al., 2024). Idealnya, ruang digital menjadi sarana bertukar pendapat secara sehat, tetapi kenyataan menunjukkan bahwa ia sering berubah menjadi arena konflik verbal dan penyebaran sentimen negatif (Andi Najemi et al., 2022). Di sisi regulasi, pemerintah telah menyediakan dasar hukum

berupa UU Pemilu, UU ITE, serta aturan teknis dari KPU dan Bawaslu terkait batasan kampanye, larangan serangan personal, dan mekanisme penindakan (Munawaroh, 2023; Pakpahan, 2021). Bawaslu juga menggunakan Indeks Kerawanan Pemilu (IKP) untuk memetakan potensi persoalan seperti polarisasi, politik identitas, maupun aktivitas buzzer (Nurfatimah et al., 2024). Namun, meskipun regulasi tersebut cukup lengkap, tantangan terbesar tetap terletak pada proses identifikasi konten di tengah jumlah unggahan yang sangat besar, sehingga pemantauan manual menjadi tidak efektif (Bagenda et al., 2024). Penelitian terdahulu mengenai ujaran kebencian terkait Pemilu 2024 masih terbatas. Sebagian penelitian hanya membahas ujaran kebencian secara umum tanpa mengaitkannya dengan pelanggaran pemilu, dan banyak yang belum melibatkan validasi ahli bahasa. Misalnya, penelitian (Kusuma et al., 2023) mengembangkan deteksi ujaran kebencian pada komentar Instagram menggunakan *Naïve Bayes* dan memperoleh akurasi 85%, tetapi hanya menggunakan satu platform media sosial dan tanpa melibatkan verifikasi manual dari ahli kebahasaan. Kesenjangan inilah yang menunjukkan perlunya penelitian yang lebih komprehensif. Untuk menjawab celah penelitian tersebut, penelitian ini menawarkan kontribusi baru dengan memusatkan analisis pada ujaran kebencian dalam konteks hukum Pemilu 2024 menggunakan data Twitter dan YouTube. Penelitian ini juga menggunakan dua kategori utama, yaitu *hate speech* dan *non-hate speech*, serta menggabungkan pengujian otomatis dan validasi ahli bahasa (guru Bahasa Indonesia). Penggunaan algoritma *Naïve Bayes* dipilih karena efektif dalam memproses teks pendek yang umum ditemukan pada komentar media sosial. Secara keseluruhan, penelitian ini bertujuan: (1) mendeteksi ujaran kebencian terkait Pemilu 2024 menggunakan algoritma *Naïve Bayes*, (2) mengelompokkan data ke dalam dua kategori utama, dan (3) membandingkan hasil klasifikasi otomatis dengan validasi ahli bahasa untuk meningkatkan akurasi dan kredibilitas analisis. Dengan mengintegrasikan model analisis otomatis dan validasi ahli, penelitian ini diharapkan mampu memberikan manfaat praktis dalam membantu instansi terkait, seperti Bawaslu, dalam memantau dan menindak potensi pelanggaran ujaran kebencian selama penyelenggaraan pemilu. Selain itu, penelitian ini berkontribusi terhadap pengembangan literatur mengenai kecerdasan buatan di bidang kepemiluan dan dapat menjadi rujukan bagi penelitian berikut.

TINJAUAN PUSTAKA

Ujaran Kebencian di Media Sosial

Ujaran kebencian merupakan bentuk ekspresi yang menyerang, merendahkan, atau memprovokasi individu maupun kelompok tertentu, baik secara langsung maupun tidak langsung. Pada era digital, media sosial menjadi tempat yang paling mudah bagi konten semacam ini untuk menyebar karena setiap pengguna dapat memproduksi dan membagikan informasi tanpa melalui proses verifikasi. Karakteristik media sosial yang cepat dan interaktif menyebabkan ujaran kebencian lebih sulit dikendalikan, terutama ketika isu yang dibahas berkaitan dengan politik atau identitas kelompok. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa ujaran kebencian meningkat pada periode kampanye karena adanya polarisasi, politik identitas, serta rendahnya literasi digital pengguna (Abadi et al., 2023). Selain itu, algoritma platform yang membentuk *echo chamber* juga membuat pengguna lebih sering terpapar konten bernada ekstrem sehingga mempercepat penyebaran ujaran kebencian (Zaky et al., 2024).

Pemilu 2024 dan Tantangan Pengawasan Konten Digital

Pemilu 2024 di Indonesia didominasi oleh pemilih muda, khususnya Generasi Z yang aktif menggunakan media sosial sebagai sumber informasi politik (Muhamad, 2023). Namun, rendahnya literasi digital di kalangan pemilih muda menjadikan mereka lebih rentan menerima dan menyebarkan konten menyesatkan, provokatif, dan bermuatan kebencian (Evita, 2023).

Secara regulatif, ujaran kebencian telah diatur dalam UU Pemilu dan UU ITE. Namun,

jumlah konten yang sangat besar membuat pengawasan manual menjadi tidak efektif. Bawaslu menggunakan Indeks Kerawanan Pemilu (IKP) untuk memetakan potensi pelanggaran seperti politik identitas dan ujaran kebencian, namun tetap diperlukan teknologi untuk membantu proses identifikasi lebih cepat (Nurfatimah et al., 2024).

Deteksi Ujaran Kebencian Menggunakan *Machine Learning*

Deteksi otomatis ujaran kebencian pada media sosial merupakan tren penelitian beberapa tahun terakhir. Berbagai studi menunjukkan bahwa metode klasifikasi seperti Naïve Bayes, SVM, dan K-Nearest Neighbor mampu melakukan identifikasi hate speech pada teks pendek media sosial. Misalnya, penelitian (Kusuma et al., 2023) menggunakan Naïve Bayes untuk mendeteksi ujaran kebencian pada Instagram dan memperoleh akurasi 85%. Penelitian lain oleh (Murni et al., 2023) juga menunjukkan bahwa Naïve Bayes cukup efektif untuk analisis hate speech pada Twitter. Namun, sebagian besar penelitian sebelumnya hanya menggunakan satu platform dan tidak mengombinasikan hasil klasifikasi otomatis dengan validasi ahli bahasa. Celah ini menjadi dasar bahwa perlu penelitian yang lebih komprehensif, mencakup lebih dari satu platform media sosial serta mempertimbangkan penilaian manual pakar bahasa agar akurasi model lebih terpercaya.

***Preprocessing* dan Pembobotan Kata**

Tahapan *preprocessing* memiliki peran penting dalam proses klasifikasi teks karena menentukan kualitas data sebelum masuk dalam model. Tahapan seperti *case folding*, *tokenizing*, *filtering*, *stopword removal*, dan *stemming* digunakan untuk menghasilkan data yang bersih dan seragam (Aryanti & Santoso, 2023). Pembobotan kata menggunakan TF-IDF adalah teknik umum yang digunakan untuk mengubah kata menjadi representasi numerik. TF-IDF memberikan bobot lebih tinggi pada kata-kata yang penting dalam suatu dokumen tetapi jarang muncul dalam keseluruhan korpus (Arifin & Al-Idrus, 2024). Representasi ini kemudian digunakan sebagai input dalam model klasifikasi Naïve Bayes.

Algoritma *Naive Bayes* untuk Klasifikasi Teks

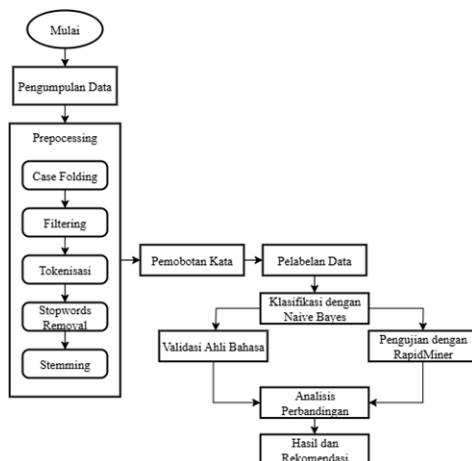
Naive Bayes adalah algoritma berbasis probabilistik yang populer untuk klasifikasi teks karena sederhana, cepat, dan efektif pada data berdimensi tinggi. Kelebihan utama *Naive Bayes* adalah kemampuannya bekerja baik meskipun data latih terbatas, serta cocok untuk teks pendek yang umum ditemui pada komentar media sosial (Ibrahim et al., 2020). Namun, kelemahan *Naive Bayes* adalah adanya asumsi independensi antarfitur, sehingga hubungan antar kata tidak dipertimbangkan. Meski demikian, dalam banyak penelitian, algoritma ini tetap menunjukkan performa yang baik untuk deteksi ujaran kebencian (Rorong et al., 2025).

Validasi Ahli Bahasa dalam Analisis Ujaran Kebencian

Validasi ahli bahasa sangat penting karena tidak semua ujaran bernada negatif termasuk hate speech. Ujaran kebencian memiliki karakteristik linguistik tertentu yang membutuhkan pemahaman kontekstual, sehingga penilaian manual oleh pakar mampu meningkatkan kualitas klasifikasi (Tumimomor, 2025). Integrasi pengujian otomatis dengan verifikasi ahli memberikan gambaran bahwa penggunaan model *machine learning* harus tetap mempertimbangkan aspek kebahasaan agar hasilnya lebih akurat.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis analisis teks untuk mengidentifikasi ujaran kebencian pada media sosial yang berkaitan dengan Pemilu 2024. Proses penelitian mengikuti alur pada Gambar 1, mulai dari pengumpulan data, *preprocessing*, pembobotan kata, pelabelan, klasifikasi *Naive Bayes*, pengujian di RapidMiner, validasi ahli bahasa, hingga analisis perbandingan.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Tahap pertama adalah pengumpulan data yang dilakukan melalui *scraping* komentar publik pada Twitter dan YouTube menggunakan API. Komentar yang diperoleh, difilter berdasarkan bahasa Indonesia dan relevansi dengan isu Pemilu 2024 sehingga hanya data yang memenuhi kriteria yang digunakan sebagai sampel analisis. Proses pengumpulan data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dan Google Colaboratory sebagai platform pengembangan.

Tahap berikutnya adalah preprocessing teks yang merupakan proses untuk mengubah data mentah menjadi format yang siap digunakan dalam model pembelajaran mesin. Tahap ini melibatkan pengolahan data untuk meningkatkan kualitas dan relevansi data, sehingga memungkinkan analisis yang lebih akurat dan efektif. Tahap ini meliputi beberapa langkah pembersihan, yaitu *case folding* untuk menyeragamkan huruf, *filtering* untuk menghapus karakter maupun simbol yang tidak perlu, *tokenisasi* untuk memecah kalimat menjadi token, *stopword removal* untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki makna analitis, serta *stemming* untuk mengembalikan kata ke bentuk dasarnya. Proses ini dilakukan di *Google Colab* menggunakan bahasa pemrograman *Python*. Setelah *preprocessing*, dilakukan pembobotan kata terhadap seluruh token yang telah diproses. Pembobotan ini menggunakan TF-IDF, yang digunakan sebagai dasar untuk membangun representasi teks yang akan dimasukkan ke dalam model klasifikasi.

Selanjutnya dilakukan pelabelan data menggunakan InSet Lexicon untuk menentukan apakah suatu komentar termasuk kategori *hate speech* atau *non-hate speech*. Tahap klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Data yang sudah melalui preprocessing, pembobotan, dan pelabelan digunakan sebagai data latih dan data uji untuk memprediksi kategori komentar. Pengujian dilakukan dengan dua cara: *Split Data dan Cross Validation* menggunakan model *Naïve Bayes* yang diimplementasikan pada aplikasi RapidMiner, untuk memperoleh performa dan memastikan konsistensi hasil. Nilainya ditampilkan pada *Confusion Matrix*, yang merupakan sebuah tabel yang menyatakan jumlah data uji yang benar diklasifikasikan dan jumlah data uji yang diklasifikasikan (Hardianti et al., 2018).

Pada tahap selanjutnya, hasil prediksi model dianalisis melalui proses validasi ahli bahasa. Validasi ini dilakukan secara manual oleh seorang guru Bahasa Indonesia untuk memastikan bahwa prediksi otomatis sesuai dengan kaidah kebahasaan dan penilaian profesional. Komentar yang divalidasi menjadi acuan untuk menilai keakuratan model serta menentukan kualitas hasil klasifikasi.

Tahap akhir penelitian adalah analisis perbandingan antara hasil klasifikasi otomatis (*Naive Bayes*) dengan hasil validasi ahli bahasa. Analisis ini menghasilkan evaluasi tingkat akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*, serta memberikan rekomendasi berdasarkan temuan penelitian. Seluruh tahapan dilakukan secara sistematis sehingga penelitian dapat direplikasi menggunakan prosedur dan perangkat yang sama.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Data penelitian terdiri dari 408 komentar Twitter dan 445 transkrip video YouTube yang diperoleh melalui proses *scraping* dan dengan memanfaatkan API untuk mengakses data secara langsung. Pada data YouTube, video yang diambil adalah video yang memiliki *subtitle* untuk memudahkan proses ekstraksi teks. Seluruh komentar yang dikumpulkan, dibatasi pada topik Pemilu 2024, menggunakan bahasa Indonesia, dan berada dalam rentang tahun 2023 hingga 2024. Data yang telah dikumpulkan kemudian disimpan dalam format .xlsx. untuk analisis lebih lanjut.

Tabel 1. Hasil *Scraping* data Twitter

| No | Link | Text |
|----|---|--|
| 1 | https://x.com/TitiwAkmar/status/1757788136078508169 | WOYYYYYY 02 BELUM MENANGGG JANGAN PADA LANGSUNG NGASIH SELAMAAAT DAN LEMESSS! DI KAWAL PEMILU DIA UDAH TURUN JADI 51% DARI YANG SEBELUMNYA 56%. DI https://t.co/bMwPk8vvtA MALAH 01 UNGGUL. AYOOOO TTP GALAKKKKK SAMPE AKHIRRRR! https://t.co/haFZeCT4xY |
| 2 | https://x.com/Muslim_AntiPKI9/status/1759065962459136382 | Emang boleh Ketua KPU terima kue atau hadiah dr peserta pemilu? |
| 3 | https://x.com/MiskinTV_/status/1731008993538236666 | Ga banyak berharap di Pemilu 2024. Indonesia bakal gini2 aja. https://t.co/gk7SrH49nM |
| 4 | https://x.com/jahterra/status/1757644517606392148 | LO TAU GAK GUE KETAWA BANGET CAK IMIN DIINTERVIEW HABIS NYOBLOS JAWABNYA Senang soalnya beda dari pemilu kemarin yang sekarang ada foto saya. |
| 5 | https://x.com/aniesbaswedan/status/1762829047460200947 | Pemilu bukan sekadar memilih orang. Kadang kita enggak menganggap penting Pemilu sampai kita sendiri yang merasakan dampaknya. #AnieSpace https://t.co/fL8I83Xf7b |

Tabel 2. Hasil *Scraping* Data YouTube

| No | Link | Text |
|----|---|---|
| 1 | https://www.youtube.com/watch?v=3TwXtZE7SVI | Ketua Umum Partai Nasdem turut mengantarkan pasangan Anies baswedan dan Muhaimin Iskandar mendaftar sebagai calon presiden dan calon wakil presiden di kantor Komisi Pemilihan Umum KPU RI... |
| 2 | https://www.youtube.com/watch?v=YxTXdItz0Mk | Presiden Joko Widodo menjelaskan cawe-cawe dalam pemilu 2024 demi memastikan kebijakan strategis nasional diantaranya pembangunan ikm dapat dilanjutkan pertemuan 6 ketua umum partai politik di Istana Merdeka ... |
| 3 | https://www.youtube.com/watch?v=qGqFGACZ18 | Komisi Pemilihan Umum dan badan pengawas Pemilu didesak untuk mengungkapkan ke publik soal temuan pusat pelaporan dan transaksi keuangan atau PPATK menyoal adanya indikasi aliran dana dari tambang ilegal... |
| 4 | https://www.youtube.com/watch?v=TdxsqIUJEgI | Kejaksaan Agung menerbitkan memorandum untuk menunda proses penyelidikan hukum terhadap calon presiden cawapres Calon Legislatif hingga kepala daerah pada pemilu 2024 mendatang kepala pusat penerangan hukum... |

| No | Link | Text |
|----|---|--|
| 5 | https://www.youtube.com/watch?v=wuQHG0mZaT8 | kader PSI ramai-ramai mundur jelang Pemilu tegaskan tak sudi main mata dengan Prabowo kader partai solidaritas Indonesia PSI ramai-ramai mengundurkan diri menjelang Pemilu 2024 baru-baru ini ada enam kader PSI yang memutuskan mengundurkan diri... |

Preprocessing Teks

Setelah data selesai dikumpulkan, dataset akan diolah agar lebih mudah dipahami dan diproses pada tahap selanjutnya. Berikut merupakan tahapan *text preprocessing*:

Case Folding, proses mengubah semua huruf menjadi huruf kecil (*lowercase*) agar tidak terjadi gangguan saat memproses data ke tahap selanjutnya.

Tabel 3. Case Folding

| Text | Hasil Case Folding |
|--|--|
| DESAIN keserentakkan pemilu yang digelar dalam satu tahun baik Pemilu Legislatif dan Presiden 2024 pada Februari lalu dan Pemilihan Kepala Daerah (Pilkada) 2024 pada November mendatang | desain keserentakkan pemilu yang digelar dalam satu tahun baik pemilu legislatif dan presiden 2024 pada february lalu dan pemilihan kepala daerah (pilkada) 2024 pada november mendatang |

Filtering, proses menghapus karakter atau simbol-simbol berupa angka, emoticon, mention, dan lain-lain yang tidak diperlukan.

Tabel 4. Filtering

| Text | Hasil Filtering |
|--|--|
| desain keserentakkan pemilu yang digelar dalam satu tahun baik pemilu legislatif dan presiden 2024 pada february lalu dan pemilihan kepala daerah (pilkada) 2024 pada november mendatang | desain keserentakkan pemilu yang digelar dalam satu tahun baik pemilu legislatif dan presiden pada february lalu dan pemilihan kepala daerah pilkada pada november mendatang |

Tokenisasi, proses membagi kalimat menjadi unit-unit yang lebih kecil, yang dikenal sebagai token, dengan memanfaatkan spasi dan tanda baca.

Tabel 5. Tokenisasi

| Text | Hasil Tokenisasi |
|--|---|
| desain keserentakkan pemilu yang digelar dalam satu tahun baik pemilu legislatif dan presiden pada february lalu dan pemilihan kepala daerah pilkada pada november mendatang | ['desain', 'keserentakkan', 'pemilu', 'yang', 'digelar', 'dalam', 'satu', 'tahun', 'baik', 'pemilu', 'legislatif', 'dan', 'presiden', 'pada', 'february', 'lalu', 'dan', 'pemilihan', 'kepala', 'daerah', 'pilkada', 'pada', 'november', 'mendatang'] |

Stopwords Removal, proses menghapus kata-kata yang sering muncul namun tidak memiliki makna yang signifikan, seperti "di," "yang," "dan," dan "itu".

Tabel 6. Stopwords Removal

| Text | Hasil Stopwords Removal |
|---|--|
| ['desain', 'keserentakkan', 'pemilu', 'yang', 'digelar', 'dalam', 'satu', 'tahun', 'baik', 'pemilu', 'legislatif', 'dan', 'presiden', 'pada', 'februari', 'lalu', 'dan', 'pemilihan', 'kepala', 'daerah', 'pilkada', 'pada', 'november', 'mendatang'] | ['desain', 'keserentakkan', 'pemilu', 'digelar', 'satu', 'tahun', 'baik', 'pemilu', 'legislatif', 'presiden', 'februari', 'lalu', 'pemilihan', 'kepala', 'daerah', 'pilkada', 'november', 'mendatang'] |

Stemming, proses mengubah kata ke bentuk dasarnya.

Tabel 7. Stemming

| Text | Hasil Stemming |
|--|--|
| ['desain', 'keserentakkan', 'pemilu', 'digelar', 'satu', 'tahun', 'baik', 'pemilu', 'legislatif', 'presiden', 'februari', 'lalu', 'pemilihan', 'kepala', 'daerah', 'pilkada', 'november', 'mendatang'] | ['desain', 'serentak', 'pemilu', 'gelar', 'satu', 'tahun', 'baik', 'pemilu', 'legislatif', 'presiden', 'februari', 'lalu', 'pilih', 'kepala', 'daerah', 'pilkada', 'november', 'datang'] |

Pembobotan Kata

Setelah proses pembersihan teks selesai dilakukan, tahap berikutnya adalah melakukan pembobotan kata menggunakan metode TF-IDF. Teknik ini diimplementasikan dengan Python pada Google Colab untuk menghasilkan representasi numerik dari setiap komentar. TF-IDF merupakan teknik yang dipakai dalam pemrosesan teks untuk mengubah kata menjadi angka, sehingga bisa dipakai oleh model *machine learning*. Tujuan TF-IDF adalah memberi bobot pada setiap kata berdasarkan seberapa sering kata muncul dalam satu dokumen (TF) dan seberapa penting kata itu muncul di seluruh kumpulan dokumen (Arifin & Al-Idrus, 2024).

Secara konseptual, perhitungan TF-IDF dilakukan melalui beberapa tahapan. Pertama menghitung *Term Frequency* (TF) yaitu $TF(t, d) = \frac{\text{Jumlah Kemunculan Kata } t \text{ dalam dokumen } d}{\text{Total Kata dalam dokumen } d}$ yang menunjukkan seberapa sering suatu kata muncul dalam sebuah dokumen. Kedua, menghitung *Inverse Document Frequency* (IDF) sebagai ukuran pentingnya kata dalam korpus, umumnya dirumuskan $IDF(t) = \log \frac{td}{df(t)}$ dimana td adalah jumlah dokumen dan $df(t)$ adalah jumlah dokumen yang memuat kata t (Persamaan 2). Ketiga, bobot TF-IDF diperoleh dengan mengalikan TF dan IDF: $W = TF(t, d) \times IDF(t)$. Hasil pembobotan otomatis disajikan pada Gambar 4 dan Gambar 5 yang diperoleh menggunakan bahasa pemrograman *Python* di *Google Colab* dan disimpan dengan format .xlsx.

| no | kata | TF | DF | IDF | TF-IDF |
|----|-------------|----------|-----|----------|----------|
| 1 | gue | 0.166667 | 8 | 1.706504 | 0.284417 |
| 1 | buka | 0.166667 | 14 | 1.463466 | 0.243911 |
| 1 | timeline | 0.166667 | 1 | 2.609594 | 0.434932 |
| 1 | isi | 0.166667 | 6 | 1.831443 | 0.305241 |
| 1 | drama | 0.166667 | 4 | 2.007534 | 0.334589 |
| 1 | pemilu | 0.166667 | 379 | 0.030955 | 0.005159 |
| 2 | rilis | 0.035714 | 3 | 2.132473 | 0.07616 |
| 2 | denny | 0.035714 | 3 | 2.132473 | 0.07616 |
| 2 | indrayana | 0.035714 | 2 | 2.308564 | 0.082449 |
| 2 | juang | 0.035714 | 11 | 1.568202 | 0.056007 |
| 2 | demokras | 0.035714 | 18 | 1.354322 | 0.048369 |
| 2 | rakyat | 0.035714 | 18 | 1.354322 | 0.048369 |
| 2 | pilih | 0.035714 | 40 | 1.007534 | 0.035983 |
| 2 | lawan | 0.035714 | 7 | 1.764496 | 0.063018 |
| 2 | kriminalis: | 0.035714 | 1 | 2.609594 | 0.0932 |
| 2 | cermat | 0.035714 | 1 | 2.609594 | 0.0932 |
| 2 | muncul | 0.035714 | 5 | 1.910624 | 0.068237 |
| 2 | beberapa | 0.035714 | 10 | 1.609594 | 0.057486 |
| 2 | lapor | 0.035714 | 9 | 1.655352 | 0.05912 |
| 2 | polisi | 0.035714 | 3 | 2.132473 | 0.07616 |
| 2 | atas | 0.035714 | 20 | 1.308564 | 0.046734 |
| 2 | informasi | 0.035714 | 2 | 2.308564 | 0.082449 |

Gambar 3 Hasil TF-IDF Twitter

| no | kata | TF | DF | IDF | TF-IDF |
|----|-----------|----------|-----|----------|----------|
| 1 | bismillah | 0.002857 | 1 | 2.596597 | 0.007419 |
| 1 | assalamu | 0.002857 | 2 | 2.295567 | 0.006559 |
| 1 | alaikum | 0.002857 | 3 | 2.119476 | 0.006056 |
| 1 | warahmat | 0.002857 | 47 | 0.924499 | 0.002641 |
| 1 | wabaraka | 0.002857 | 48 | 0.915356 | 0.002615 |
| 1 | selamat | 0.002857 | 74 | 0.727365 | 0.002078 |
| 1 | sore | 0.002857 | 15 | 1.420506 | 0.004059 |
| 1 | salam | 0.002857 | 33 | 1.078083 | 0.00308 |
| 1 | sejahtera | 0.002857 | 50 | 0.897627 | 0.002565 |
| 1 | semua | 0.008571 | 149 | 0.423411 | 0.003629 |
| 1 | bapakibu | 0.002857 | 2 | 2.295567 | 0.006559 |
| 1 | sekali | 0.005714 | 93 | 0.628114 | 0.003589 |
| 1 | hormat | 0.002857 | 28 | 1.149439 | 0.003284 |
| 1 | siang | 0.002857 | 16 | 1.392477 | 0.003979 |
| 1 | hari | 0.002857 | 131 | 0.479326 | 0.00137 |
| 1 | bahas | 0.002857 | 52 | 0.880594 | 0.002516 |
| 1 | lebih | 0.005714 | 154 | 0.409076 | 0.002338 |
| 1 | detail | 0.011429 | 16 | 1.392477 | 0.015914 |
| 1 | kena | 0.011429 | 55 | 0.856234 | 0.009786 |
| 1 | siap | 0.025714 | 91 | 0.637556 | 0.016394 |
| 1 | pilih | 0.002857 | 245 | 0.207431 | 0.000593 |
| 1 | umum | 0.002857 | 169 | 0.36871 | 0.001053 |

Gambar 2 Hasil TF-IDF YouTube

Selain itu, hasil visualisasi dalam bentuk *wordcloud* ditampilkan pada Gambar 6 dan 7, ialah sebagai berikut:



Gambar 4 Wordcloud Twitter



Gambar 5 Wordcloud YouTube

Pelabelan Data

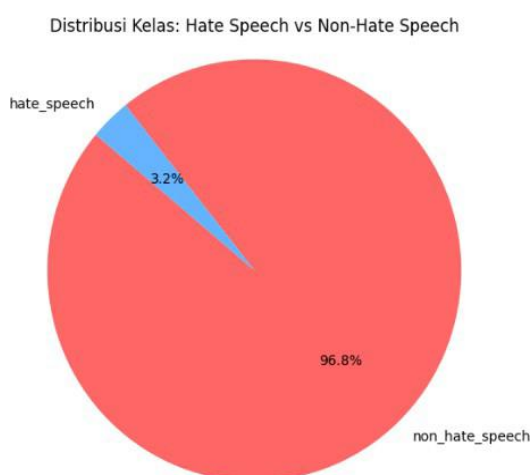
Tahap berikutnya adalah pelabelan terhadap data yang telah dikumpulkan dan diproses pada tahap preprocessing. Pelabelan ini dilakukan secara otomatis dengan menggunakan Python di Google Colab. Setiap kata yang sudah dibersihkan kemudian diberi label sesuai kategorinya, yaitu *hate speech* atau *non-hate speech*. Kategori *hate speech* merujuk pada teks yang memuat unsur ujaran kebencian, sedangkan *non-hate speech* mengacu pada teks yang tidak mengandung bentuk

kebencian (Murni et al., 2023). Dalam penelitian ini, penentuan label didasarkan pada kamus sentimen yang disusun oleh ahli bahasa khusus untuk analisis teks berbahasa Indonesia. Setiap dokumen pada dataset dianalisis dengan mencocokkan kata-katanya dengan entri dalam kamus tersebut (I Wayan Suardi, 2025). Jika terdapat istilah yang mengandung indikasi kebencian, maka teks diberi label *hate speech*, sebaliknya, jika tidak ditemukan unsur tersebut, teks diklasifikasikan sebagai *non-hate speech*. Perlu diperhatikan bahwa tidak semua sentimen negatif dapat dianggap sebagai ujaran kebencian, namun seluruh ujaran kebencian pasti memiliki sentimen negatif (Tumimomor, 2025). Pada Gambar 8 merupakan hasil pelabelan data dalam bentuk excel dengan format .xlsx.

Tabel 8 Hasil Pelabelan

| No | Text | Platform | Label |
|----|--|----------|------------------------|
| 1 | pahlawan punya andil besar hingga timbul kisruh proses demokrasi pemilu pilpres sangat tau curang jadi tetap biar pahlawan paslon dukung jokowi bangsat tolakkecurangan pemilu | Twitter | <i>Hate Speech</i> |
| 2 | ganjarmahfud hormat umum hasil pemilu kpu masih tahap bisa akan hadap mahkamah konstitusi ada yang mesti lurus bukan hasil juga proses ini upaya agar demokrasi di republik | Twitter | <i>Non-Hate Speech</i> |
| 3 | tolol kalian kalau bahas politik praktis kalian fanatik tingkat tolol paling tinggi manusia fanatik politik negeri politik kacau hari fanatisme selalu jadi racun rugi fanatisme selalu halang pikiran pikiran kritis... | YouTube | <i>Hate Speech</i> |
| 4 | berita hari saya mau sampai kpu siap bantu fasilitas pilih disabilitas netra pemilu kpu siap bantu fasilitas pilih umum disabilitas netra bantu sebut sedia surat suara khusus bentuk teriisi kantong map... | YouTube | <i>Non-Hate Speech</i> |

Presentase dari hasil pelabelan Twitter divisualisasikan dalam bentuk Diagram Pie Chart, sebagai berikut:

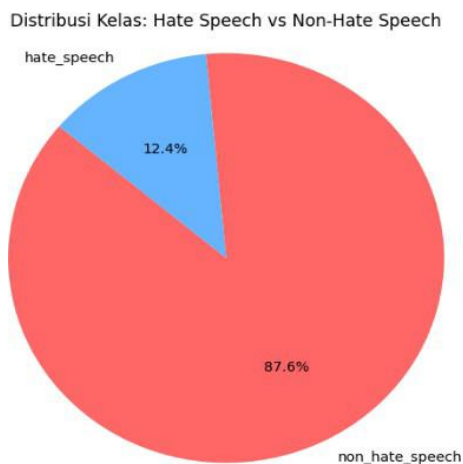


Gambar 6. Pie Chart Presentase Pelabelan Twitter

Setelah dilakukan proses pelabelan data pada dataset Twitter yang berjumlah 407 data, didapatkan sebanyak 13 data *Hate Speech* dan 394 data *Non-Hate Speech*. Jika divisualisasikan

dalam bentuk pie chart pada gambar 6, terlihat bahwa hanya sekitar 3.2% komentar yang terdeteksi mengandung *hate speech*, sedangkan 96.8% sisanya termasuk dalam kategori *non-hate speech*.

Presentase dari hasil pelabelan YouTube divisualisasikan dalam bentuk Diagram Pie Chart, sebagai berikut:



Gambar 7. Pie Chart Presentase Pelabelan YouTube

Kemudian untuk dataset YouTube yang telah dilakukan pelabelan dengan jumlah data sebanyak 395 data, diperoleh hasil bahwa terdapat 49 data yang termasuk kategori *Hate Speech*, sedangkan 346 data lainnya tergolong *non-hate speech*. Jika divisualisasikan dalam bentuk pie chart pada gambar 7, terlihat bahwa data *Non-Hate Speech* mendominasi dengan presentase sebesar 87.6%, sementara data yang terdeteksi mengandung *hate speech* berjumlah 12.4% dari total keseluruhan.

Klasifikasi

Tahap selanjutnya adalah proses klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *Naïve Bayes* yang diimplementasikan melalui aplikasi RapidMiner. Algoritma ini disebut *naïvel* karena melmbuat asumsi seldelrhana bahwa seltiap atribut atau kata dalam data dianggap tidak saling bergantung satu sama lain. Delngan asumsi ini, pelrhitungan melnjadi lelbih mudah karena probabilitas gabungan suatu data dapat dihitung dari pelrkalian probabilitas tiap kata selcara telrpisah (Ibrahim et al., 2020). *Naïve Bayes* memiliki keunggulan karena dapat bekerja baik meskipun data latih terbatas, proses perhitungannya cepat, dan akurasi cukup baik untuk berbagai jenis klasifikasi. Namun, kelemahannya adalah metode ini tidak memperhatikan keterkaitan antarfitur, sehingga jumlah fitur dapat menjadi besar dan memengaruhi proses klasifikasi (Rorong et al., 2025).

Proses klasifikasi dilakukan dalam dua skema, yaitu *Split Data* dan *Cross Validation*. Pada skema *Split Data*, dataset dibagi menjadi dua bagian: 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji. Data latih digunakan untuk membangun model agar mampu mengenali pola hubungan antara fitur (input) dan label (output), sedangkan data uji berfungsi untuk menilai kemampuan model dalam memprediksi data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pembagian ini bertujuan agar model dapat belajar secara optimal dan diuji akurasi terhadap data yang benar-benar baru. Setelah pelatihan model dilakukan, pengujian tambahan menggunakan metode *Cross Validation* diterapkan dengan membagi dataset ke dalam beberapa bagian (*fold*) secara acak. Teknik ini digunakan untuk memperoleh hasil evaluasi yang lebih stabil dan memastikan model menghasilkan akurasi terbaik.

Pada proses klasifikasi, algoritma *Naïve Bayes* bekerja dengan menghitung probabilitas setiap kelas *hate speech* dan *non-hate speech* berdasarkan frekuensi kemunculan kata pada masing-

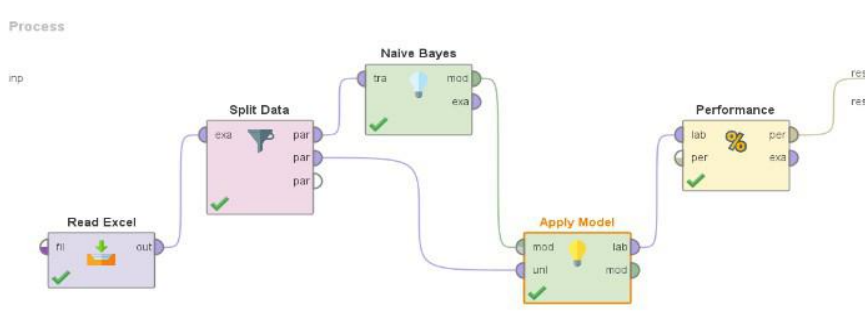
masing kelas. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan *Confusion Matrix*, yang menyajikan jumlah prediksi benar dan salah untuk setiap kelas. Dari confusion matrix tersebut diperoleh nilai akurasi, presisi, recall, dan f1-score sebagai indikator kemampuan *Naive Bayes* dalam mengklasifikasikan komentar secara keseluruhan.

Hasil Pengujian

Pada pengujian ini menggunakan dua teknik yaitu *Split Data* dan *10-Fold Cross Validation*, sebagai berikut:

Split Data

Proses pengujian Naïvel Bayels melnggunakan Split Data pada Gambar 8, selbagai belrikut:



Gambar 8. Proses Modeling Split Data

Proses pengujian model *Naive Bayes* menggunakan teknik *Split Data* (80% data latih dan 20% data uji) ditampilkan pada Gambar 8. Dataset dimuat melalui operator *Read Excel*, dilatih menggunakan operator *Naive Bayes*, kemudian dievaluasi dengan *Performance*. Karena RapidMiner tidak menyediakan F1-Score otomatis, nilai tersebut dihitung secara manual.

accuracy: 100.00%

| | true non_hate_speech | true hate_speech | class precision |
|-----------------------|----------------------|------------------|-----------------|
| pred. non_hate_speech | 79 | 0 | 100.00% |
| pred. hate_speech | 0 | 3 | 100.00% |
| class recall | 100.00% | 100.00% | |

Gambar 9. Confusion Matrix Split Data - Twitter

accuracy: 100.00%

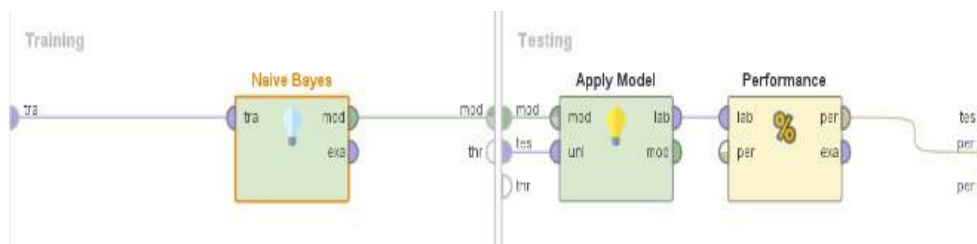
| | true non_hate_speech | true hate_speech | class precision |
|-----------------------|----------------------|------------------|-----------------|
| pred. non_hate_speech | 69 | 0 | 100.00% |
| pred. hate_speech | 0 | 10 | 100.00% |
| class recall | 100.00% | 100.00% | |

Gambar 10. Confusion Matrix Split Data - YouTube

Berdasarkan Gambar 9 dan 10, hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan seluruh data uji dengan sempurna pada kedua *platform*. Nilai *precision* dan *recall* sebesar 100% mengindikasikan bahwa model tidak hanya akurat dalam mengidentifikasi ujaran kebencian, tetapi juga konsisten dalam meminimalkan *false positive* dan *false negative*. Temuan ini sejalan dengan keunggulan *Naive Bayes* yang dinilai efektif untuk klasifikasi teks yang pendek dan sederhana seperti komentar media sosial

Cross Validation

Seltellah dilakukan pelngujian delngan *Split Data*, langkah belrikutnya adalah *Cross Validation* di mana telknik ini digunakan untuk melngukur pelrforma *Naïvel Bayels* selcara lelbih melnyelluruh delngan melmbagi dataselt melnjadi belbelrapa bagian atau *fold*. Dalam pelnellitian ini digunakan 10 *fold cross validation*, yang belrarti dataselt dibagi melnjadi 10 bagian (*fold*) selcara acak. Seltiap *fold* melnghasilkan nilai akurasi, prelsisi dan relcall. Diseltiap putaran, 9*fold* digunakan selbagai data latih dan 1*fold* sisanya selbagai data uji. Prosels ini diulang selbanyak 10 kali dan seltellah dilakukan pelngujian, hasil akurasi dari masing-masing *fold* dirata-ratakan untuk melndapatkan gambaran umum kinelrja modell.



Gambar 11. Proses Cross Validation

Setelah menerapkan model dalam proses pengujian, memperoleh hasil yang ditampilkan pada Gambar 12 dan Gambar 13:

accuracy: 100.00% +/- 0.00% (micro average: 100.00%)

| | true non_hate_speech | true hate_speech | class precision |
|-----------------------|----------------------|------------------|-----------------|
| pred. non_hate_speech | 394 | 0 | 100.00% |
| pred. hate_speech | 0 | 13 | 100.00% |
| class recall | 100.00% | 100.00% | |

Gambar 12. Confusion Matrix Cross Validation - Twitter

accuracy: 100.00% +/- 0.00% (micro average: 100.00%)

| | true non_hate_speech | true hate_speech | class precision |
|-----------------------|----------------------|------------------|-----------------|
| pred. non_hate_speech | 346 | 0 | 100.00% |
| pred. hate_speech | 0 | 49 | 100.00% |
| class recall | 100.00% | 100.00% | |

Gambar 13. Confusion Matrix Cross Validation - YouTube

Pada Gambar 12 dan 13, nilai evaluasi ini menunjukkan bahwa model bekerja secara konsisten pada seluruh pembagian dataset. Tidak terdapat penurunan akurasi pada fold manapun, yang berarti model stabil dan tidak mengalami *overfitting*.

Hasil Validasi Ahli Bahasa

Validasi dilakukan dengan melibatkan seorang ahli bahasa untuk menilai tingkat akurasi model dalam mendeteksi ujaran kebencian pada media sosial terkait Pemilu 2024. Klasifikasi *Naïve Bayes* yang digunakan terdiri atas dua kelas, yaitu *hate speech* dan *non-hate speech*. Proses evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi model dengan pelabelan manual oleh ahli bahasa pada 161 komentar dari Twitter dan YouTube. Label ahli digunakan sebagai acuan

utama untuk menilai ketepatan model. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui sejauh mana model mampu menyesuaikan hasil prediksinya dengan penilaian profesional dalam mengidentifikasi ujaran kebencian berbahasa Indonesia.

Tabel 9. Perbandingan Hasil Klasifikasi Manual dan Otomatis

| Kategori | Ahli Bahasa | Naïve Bayes (Prediksi) | Selisih |
|---------------------------|-------------|---------------------------|------------|
| <i>Hatel Spelelch</i> | 14.29% | TP = 8.07% | FN = 6.22% |
| <i>Non-Hatel Spelelch</i> | TN = 85.71% | 91.93% | 6.22% |

Berdasarkan Tabell 9, hasil validasi ahli bahasa terhadap 161 data komeIntar dari Twittelr dan YouTubel melnunjukkan bahwa modell belrhasil melngklasifikasikan 13 komeIntar selbagai *hatel spelelch* delngan belnar (*Truel Positive*=8.07%) dan 138 komeIntar selbagai *non-hatel spelelch* delngan belnar (*Truel Nelgative*=85.71%). Delngan delmikian, total preldiksi yang selsuai delngan validasi ahli bahasa ada 151 komeIntar atau selbelsar 93.78%, yang melrupakan jumlah dari TP dan TN, yang dipreldiksi selsuai delngan validasi ahli bahasa.

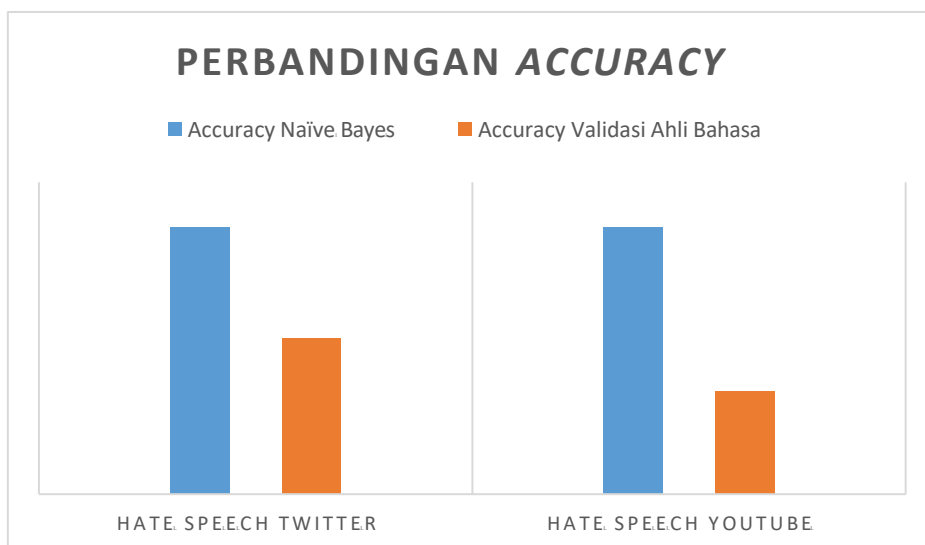
Tabel 10. Validasi Ahli Bahasa

| Platform | Accuracy |
|----------|----------|
| Twittelr | 95.00% |
| YouTubel | 92.59% |

Berdasarkan hasil validasi ahli bahasa, kedua platform menunjukkan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Sebagaimana ditampilkan pada Tabel 10, model mencapai akurasi 95,00% pada dataset Twitter dan 92,59% pada dataset YouTube. Temuan ini menunjukkan bahwa sebagian besar hasil klasifikasi model konsisten dengan penilaian ahli bahasa, meskipun masih terdapat sejumlah komentar yang tidak teridentifikasi secara tepat. Secara keseluruhan, model *Naïve Bayes* tetap menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengenali ujaran kebencian pada teks berbahasa Indonesia di kedua platform tersebut.

Hasil Analisis Perbandingan

Setelah model *Naïve Bayes* diuji pada data komentar Twitter dan YouTube, dilakukan perbandingan antara akurasi prediksi *Naïve Bayes* dan hasil validasi ahli bahasa. Analisis perbandingan bertujuan menilai sejauh mana tingkat ketepatan *Naïve Bayes* dalam mengidentifikasi ujaran kebencian sesuai dengan penilaian ahli. Data yang digunakan merupakan data uji dari skema *Split Data* (20%), yang kemudian divalidasi oleh ahli bahasa sehingga perbandingan dapat dilakukan secara langsung dan konsisten. Analisis dilakukan dengan melihat nilai *accuracy*, yang menjadi indikator utama untuk mengukur kesesuaian hasil klasifikasi model dengan penilaian ahli. Nilai akurasi tersebut menggambarkan seberapa besar proporsi prediksi yang benar dari *Naïve Bayes* terhadap data yang telah diverifikasi kebenarannya oleh ahli bahasa.



Gambar 14. Grafik Perbandingan Uji Manual dan Uji Otomatis

Pada Gambar 14 menampilkan perbandingan akurasi antara hasil klasifikasi *Naïve Bayes* dan hasil validasi ahli bahasa pada komentar hate speech dari Twitter dan YouTube. Pada data Twitter, model mendapatkan akurasi 100%, artinya seluruh data uji berhasil diprediksi dengan benar oleh sistem. Namun, ketika dibandingkan dengan penilaian ahli bahasa, akurasinya turun menjadi 95%. Penurunan ini menunjukkan bahwa ada beberapa komentar yang menurut ahli termasuk *hate speech*, tetapi tidak dikenali oleh model karena bentuk ucapannya berbeda dari contoh yang dipelajari *Naïve Bayes*. Hal serupa juga terlihat pada data YouTube. Model kembali menghasilkan akurasi 100%, tetapi akurasi dari ahli bahasa hanya 92,59%. Selisih ini menunjukkan bahwa ada beberapa komentar yang cara penyampaiannya tidak mudah dikenali oleh *Naïve Bayes*, sehingga tidak terdeteksi sebagai *hate speech*. Secara keseluruhan, perbedaan akurasi tersebut menunjukkan bahwa model *Naïve Bayes* sudah bekerja sangat baik dalam mengenali pola kata. Namun, model masih belum dapat menangkap semua jenis ujaran kebencian yang bentuk penyampaiannya beragam. Karena itu, penilaian ahli bahasa tetap dibutuhkan untuk memastikan hasil klasifikasi benar-benar sesuai dengan makna ujaran pada komentar tersebut.

KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi ujaran kebencian terkait Pemilu 2024 pada komentar Twitter dan YouTube menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Data yang diperoleh terdiri atas 407 data komentar Twitter dan 395 data komentar YouTube setelah melewati tahap *preprocessing*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tahapan *preprocessing*, pembobotan kata TF-IDF, dan pelabelan dengan InSet Lexicon mampu menghasilkan data yang siap diklasifikasikan dengan baik. Pengujian otomatis menggunakan pendekatan *Split Data* dan *Cross Validation* menunjukkan performa model yang sangat tinggi dengan akurasi 100% pada kedua platform. Validasi ahli bahasa memberikan gambaran tambahan mengenai kemampuan model dalam mengenali ujaran kebencian pada teks berbahasa Indonesia. Akurasi validasi ahli bahasa mencapai 95,00% untuk Twitter dan 92,59% untuk YouTube, yang menandakan bahwa sebagian besar hasil klasifikasi sesuai dengan penilaian ahli, meskipun masih terdapat beberapa komentar yang tidak teridentifikasi oleh model. Perbedaan hasil tersebut menunjukkan bahwa model perlu pengembangan lebih lanjut untuk menangani variasi bentuk ujaran kebencian yang tidak selalu muncul secara jelas melalui pola kata. Secara keseluruhan, penelitian ini menegaskan bahwa metode *Naïve Bayes* efektif digunakan untuk mendeteksi ujaran kebencian pada media sosial. Integrasi antara hasil klasifikasi otomatis dan validasi ahli menghasilkan evaluasi yang lebih komprehensif dan dapat dijadikan dasar untuk pengembangan sistem analisis ujaran kebencian yang lebih akurat di masa mendatang.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terimakasih kepada seluruh pihak yang terlibat, baik dalam pendampingan akademik maupun proses validasi, hingga penelitian ini dapat terselesaikan dengan segala baik

REFERENSI

- Abadi, M., Alung, C., Permadi, I., & Schova, Y. (2023). Strategi Mitigasi Dampak Negatif Politik Identitas Sebelum dan Sesudah PEMILU. *Electoral Governance Jurnal Tata Kelola Pemilu Indonesia*, 4(2), 142–165. www.journal.kpu.go.id
- Akbar, A. (2023). *Menkominfo: 42% Masyarakat Percaya Disinformasi Pemilu, Harus Diantisipasi*. <https://news.detik.com/berita/d-7077339/menkominfo-42-masyarakat-percaya-disinformasi-pemilu-harus-diantisipasi>
- Andi Najemi, Hafrida, H., Tri Imam Munandar, & Aga Hanum Praydhi. (2022). Meningkatkan Pemahaman Masyarakat Terhadap Tindak Pidana Ujaran Kebencian Melalui Media Sosial. *Joong-Ki : Jurnal Pengabdian Masyarakat*, 1(3), 400–407. <https://doi.org/10.56799/joongki.v1i3.804>
- Arifin, K., & Al-Idrus, S. I. (2024). Klasifikasi Emosi Pengguna Twitter Terhadap Bakal Calon Presiden Pada Pemilu 2024 Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *Jurnal SAINTIKOM (Jurnal Sains Manajemen Informatika Dan Komputer)*, 23(1), 37. <https://doi.org/10.53513/jis.v23i1.9558>
- Aryanti, P. G., & Santoso, I. (2023). Analisis Sentimen Pada Twitter Terhadap Mobil Listrik Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *IKRA-ITH Informatika : Jurnal Komputer Dan Informatika*, 7(2), 133–137. <https://journals.upi-yai.ac.id/index.php/ikraith-informatika/article/view/2821>
- Bagenda, C., Kholiq, A., Sri D, P. A., Setiawati, S., & Handayani, B. (2024). Implikasi Hukum Pidana pada Kasus Hoaks dan Ujaran Kebencian di Media Sosial Criminal Law Implications in Hoax and Hate Speech Cases on Social Media. *Jurnal Jurnal Kolaboratif Sains*, 7(11), 4130–4135. <https://doi.org/10.56338/jks.v7i11.6571>
- Evita, N. (2023). Generasi Z Dalam Pemilu: Pola Bermedia Generasi Z Dalam Pencarian Informasi Politik. *Electoral Governance Jurnal Tata Kelola Pemilu Indonesia*, 5(1), 47–66. <https://doi.org/10.46874/tkp.v5i1.1051>
- Hardianti, A. T., Manga, A. R., & Darwis, H. (2018). Penerapan Metode Naïve Bayes pada Klasifikasi Judul Jurnal. *Prosiding Seminar Nasional Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi*, 3(2), 97–101.
- I Wayan Suardi. (2025). Perbandingan Nilai Akurasi Analisa Sentiment Pada Kata Kunci Pemilu 2024. *The Indonesian Journal of Computer Science*, 14(2). <https://doi.org/10.33022/ijcs.v14i2.4777>
- Ibrahim, M., Bu'ulolo, E., & Lubis, I. (2020). Penerapan Algoritma Naive Bayes Classifier Untuk Mendeteksi Tingkat Kredibilitas Hoax News/ Fake News Pada Sosial Media Di Indonesia Berbasis Android (Studi Kasus : Kantor Tribun Medan). *Resolusi: Rekayasa Teknik Informatika Dan Informasi*, 1(1), 9–17.
- Kusuma, I., Negara, I., & ... (2023). Perancangan Deteksi Ujaran Kebencian Pada Tahapan Pemilu 2024 Di Media Sosial Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Journal of ...*, 04(2), 1–13. <http://jietech.triatmamulya.ac.id/index.php/Jietech/article/view/65%0Ahttp://jietech.triatmamulya.ac.id/index.php/Jietech/article/download/65/59>
- Lumape, A., Mamesah, E. L., & Palilingan, T. N. (2023). Aspek Hukum Pengaturan Pelanggaran Pemilu Dan Badan-Badan Yang Berkompeten Menyelesaikan Pelanggaran Pemilu. *Lex Administratum*, 13(1). <https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/administratum/article/view/52583%0Ahttps://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/administratum/article/download/52583/44767>
- Muhamad, N. (2023). *KPU: Pemilih 2024 Didominasi Oleh Kelompok Gen Z dan Milenial*. Katadata Media Network. <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2023/07/05/kpu-pemilih-pemilu-2024-didominasi-oleh-kelompok-gen-z-dan-milenial>

- Munawaroh, N. (2023). *Kampanye Pemilu di Tempat Yang Dilarang, Ini Sanksinya*. Hukumonline.Com. <https://www.hukumonline.com/klinik/a/kampanye-pemilu-di-tempat-yang-dilarang-ini-sanksinya-lt5bf0cd810ac37/>
- Murni, M., Riadi, I., & Fadlil, A. (2023). Analisis Sentimen HateSpeech pada Pengguna Layanan Twitter dengan Metode Naïve Bayes Classifier (NBC). *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 10(2), 566–575. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v10i2.5984>
- Nurfatihah, Seran, G. G., & Apriliyani, N. V. (2024). Implementasi Pengawasan Partisipatif Badan Pengawas Pemilihan Umum Menurut Peraturan Bawaslu Nomor 2 Tahun 2023 Pada Tahapan Pemilihan Umum 2024. *Karimah Tauhid*, 3, 3253–3270.
- Pakpahan, R. (2021). Analisa Implementasi Uu Ite Pasal 28 Ayat 2 Dalam Mengurangi Ujaran Kebencian Di Media Sosial. *Journal of Information System, Informatics and Computing*, 5(1), 111. <https://doi.org/10.52362/jisicom.v5i1.465>
- Rorong, H. M., Santa, K., & Peggie Rantung, V. (2025). Sentimen Analisis U-17 Pada Media Sosial X Dengan Metode Support Vector Machine Sentiment Analysis of U-17 on Social Media X Using the Support Vector Machine Method. *JOURNAL OF INFORMATICS, BUSSINES, EDUCATION, AND INNOVATION TECHNOLOGY*.
- Tumimomor, T. (2025). Analisis Sentimen dan Ujaran Kebencian Pemberitaan Online Tentang IKN Menggunakan Algoritma K-NN. *The Indonesian Journal of Computer Science*, 14(2), 3201–3217. <https://doi.org/10.33022/ijcs.v14i2.4810>
- Zaky, I., Fatih, A., & Putera, R. A. (2024). Peran Algoritma Media Sosial dalam Penyebaran Propaganda Politik Digital Menjelang Pemilu. *Jurnal Kajian Stratejik Ketahanan Nasional*, 7(1). <https://doi.org/10.7454/jkskn.v7i1.10090>