

Analisis Opini Publik Mengenai Tingkat Kejahatan Terbuka Pada Sosial Media Menggunakan Metode Naive Bayes di Kota Medan

Syahdan Rajab Simanjuntak¹, Indah Purnama Sari²

^{1,2}Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, Indonesia

Email: syahdansimanjuntak6@gmail.com

ABSTRAK

Permasalahan dalam penelitian ini adalah maraknya kejahatan terbuka seperti pencurian dan perampokan diruang publik kota medan yang mengganggu rasa aman masyarakat. Sebagai kota dengan tingkat penggunaan media sosial yang tinggi, opini publik terkait isu keamanan sering kali menjadi topik hangat di platfrom digital dan memengaruhi persepsi keamanan wilayah. Tujuan penelitian ini adalah untuk menganalisis opini publik mengenai tingkat kejahatan terbuka di kota medan, mengklasifikasikannya kedalam kategori sentimen positif, negatif, dan netral menggunakan metode naive bayes, serta mengevaluasi kinerja model klasifikasi tersebut. Metode penelitian ini menerapkan teknik text mining terhadap 1.000 data opini yang bersumber dari platfrom Facebook, Instagram, dan Tiktok. Data teks di proses melalui tahapan preprocessing yang meliputi case folding, cleaning, tokenizing, stopword removal, dan stemming. Dataset di bagi secara sistematis menjadi 80% data latih dan 20% data uji dengan menggunakan metode naive bayes. Hasil penelitian menunjukkan distribusi sentimen masyarakat yang relatif berimbang yaitu 34,9% positif, 31,3% negatif, 33,8% netral. Evaluasi model menghasilkan kinerja yang sangat baik dengan nilai akurasi sebesar 80%, presisi 80%, dan recall 80,1%. Hasil penelitian menyatakan bahwa sistem berbasis website yang di kembangkan berhasil mengklasifikasikan opini publik secara efektif dan terstruktur. Metode naive bayes terbukti akurat dalam memetakan persepsi masyarakat, sehingga sistem ini dapat menjadi alat bantu bagi pemangku kepentingan dalam memantau dinamika keamanan di kota medan secara real-time.

Kata Kunci: Kejahatan Terbuka, Analisis Sentimen, Naive Bayes, Media Sosial, Kota Medan.

ABSTRACT

Open crime in public spaces, such as theft and robbery, significantly disrupts social security and causes public anxiety in Medan. As a major urban center with high social media activity, public discourse on these crimes often reflects the city's security climate. Objective: This study aims to analyze public sentiment regarding crime rates in Medan by classifying opinions into positive, negative, and neutral categories and evaluating the performance of the Naive Bayes algorithm. Methods: Data were collected from Facebook, Instagram, and TikTok, totaling 1,000 entries. The research utilized text mining techniques, including five preprocessing stages: case folding, cleaning, tokenizing, stopword removal, and stemming. A dataset split of 80% training and 20% testing data was applied to a Multinomial Naive Bayes model. Results: The analysis revealed a balanced sentiment distribution: 34.9% positive, 31.3% negative, and 33.8% neutral. The classification model demonstrated robust performance with an accuracy of 80%, precision of 80%, recall of 80.1%, and an F1-score of 80%. Conclusion: The developed web-based system effectively processes unstructured text data into meaningful insights. The results indicate that public perception of crime in Medan is not dominated by a single sentiment. This system serves as a reliable tool for real-time security monitoring and public opinion analysis, providing valuable data for local authorities and researchers. Keywords: Sentiment Analysis, Open Crime, Medan City, Naive Bayes, Text Mining.

PENDAHULUAN

Kejahatan terbuka menjadi salah satu persoalan sosial yang masih marak terjadi di perkotaan dan langsung memengaruhi rasa aman masyarakat. Jenis kejahatan seperti pencurian, perampokan, penganiayaan, serta tindak kriminal lainnya sering terjadi di ruang publik, sehingga menimbulkan rasa takut dan kegelisahan sosial. Tingginya frekuensi kejahatan terbuka dapat berdampak pada kualitas hidup warga sekaligus memengaruhi citra suatu daerah, terutama di kota-kota besar (Gunawan et al., 2021).

Kota Medan sebagai ibu kota Provinsi Sumatera Utara memiliki dinamika sosial yang unik, dengan tingkat penggunaan sosial media yang tinggi. Kejahatan terbuka di kota ini sering kali menjadi topik hangat di platform digital, mempengaruhi opini publik tentang keamanan. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi pola opini tersebut menggunakan data dari sosial media lokal. Dengan fokus pada Medan, kajian ini dapat memberikan wawasan spesifik tentang bagaimana masyarakat setempat memandang kejahatan terbuka. Pendekatan kritis menunjukkan bahwa analisis ini tidak hanya deskriptif, tetapi juga dapat mengungkap bias dalam opini yang dipengaruhi oleh media sosial.

Sosial media telah menjadi platform utama bagi masyarakat untuk berbagi informasi, pendapat, dan pengalaman sehari-hari. Dalam era digital ini, opini publik sering kali terbentuk melalui interaksi di platform seperti Twitter, Facebook, dan Instagram. Opini tersebut mencerminkan sentimen masyarakat terhadap berbagai isu sosial, termasuk kejahatan yang terjadi secara terbuka. Kajian ini bertujuan untuk menganalisis opini publik mengenai tingkat kejahatan terbuka di sosial media, yang merujuk pada kejahatan yang dilaporkan atau dibahas secara publik oleh pengguna. Dengan meningkatnya penggunaan sosial media, analisis opini menjadi penting untuk memahami dinamika sosial dan keamanan masyarakat. Pendekatan ini memungkinkan identifikasi pola sentimen yang dapat membantu pihak berwenang dalam pengambilan keputusan.

Opini publik yang berkembang di sosial media memegang peran penting dalam membentuk persepsi kolektif masyarakat. Namun, opini tersebut bersifat subjektif dan tidak selalu sejalan dengan data statistik resmi. Banyaknya informasi yang beredar, baik berupa fakta maupun opini pribadi, membuat sulit diperoleh gambaran yang objektif mengenai pandangan masyarakat terhadap tingkat kejahatan terbuka. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan sistematis agar analisis opini publik dapat dilakukan secara lebih terukur dan akurat (Hajar & Syaesti, 2024).

Dalam konteks Kota Medan, persoalan kejahatan terbuka seperti pencurian, penganiayaan, dan berbagai bentuk tindak kriminal lainnya kerap menjadi perhatian masyarakat luas. Fenomena tersebut tidak hanya tercatat dalam data resmi yang dikeluarkan oleh aparat penegak hukum, tetapi juga banyak diperbincangkan di sosial media melalui unggahan, komentar, maupun diskusi yang merefleksikan pengalaman serta pandangan warga mengenai kondisi keamanan di lingkungan mereka. Persepsi yang terbentuk di sosial media menjadi aspek penting untuk dikaji,

karena berpotensi memengaruhi citra Kota Medan, tingkat rasa aman atau kecemasan masyarakat, serta arah dan respons kebijakan yang diambil oleh aparat penegak hukum.

Metode Naïve Bayes yang digunakan dalam penelitian-penelitian sebelumnya terbukti efektif dalam klasifikasi sentimen pada data sosial media, sehingga metode ini juga dapat diterapkan pada analisis opini publik mengenai kejahatan terbuka di kota medan. Penelitian mengenai opini publik berbasis sosial media di kota ini masih terbatas, terutama terkait opini masyarakat terhadap tingkat kejahatan terbuka, sehingga kajian yang mendalam sangat diperlukan. Padahal, opini publik berperan penting dalam membentuk persepsi masyarakat terhadap aparat keamanan serta kebijakan penanggulangan kejahatan yang diterapkan pemerintah.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode *text mining* untuk menganalisis sentimen opini masyarakat mengenai kejahatan terbuka di Kota Medan. Data penelitian berupa teks unggahan dan komentar yang diperoleh dari media sosial Facebook, Twitter (X), Instagram, dan TikTok menggunakan kata kunci “begal Medan”, “pencurian Medan”, “kriminal Medan”, dan “perampokan Medan”. Data yang terkumpul selanjutnya melalui tahap *preprocessing* yang meliputi *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Tahap tersebut dilakukan untuk menyeragamkan, membersihkan, dan mengubah data teks menjadi bentuk yang dapat diproses oleh algoritma klasifikasi. Pengolahan teks berbahasa Indonesia didukung oleh pustaka Sastrawi, khususnya dalam proses *stemming* dan *stopword removal*.

Data yang telah melalui tahap *preprocessing* kemudian diberi label ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Dataset selanjutnya dibagi menjadi data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20%. Data latih digunakan untuk membangun model klasifikasi, sedangkan data uji digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan data yang belum digunakan pada proses pelatihan. Klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma Naïve Bayes yang bekerja berdasarkan probabilitas kemunculan fitur atau kata pada setiap kelas sentimen. Secara matematis, probabilitas kelas terhadap dokumen dinyatakan dengan $P(C|X) = \frac{P(X|C)P(C)}{P(X)}$, dengan (C) sebagai kelas sentimen dan (X) sebagai dokumen teks. Setiap data uji dihitung probabilitasnya terhadap masing-masing kelas, kemudian kelas dengan probabilitas posterior terbesar ditetapkan sebagai hasil prediksi sentimen.

Kinerja model dievaluasi menggunakan *confusion matrix* dengan parameter *accuracy*, *precision*, dan *recall*. Akurasi digunakan untuk mengukur proporsi data yang berhasil diklasifikasikan secara benar, dengan persamaan $(Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN})$, sedangkan *precision* dan *recall* digunakan untuk mengetahui ketepatan dan kemampuan model dalam mengenali kelas sentimen. Implementasi penelitian dilakukan menggunakan laptop dengan prosesor

AMD Ryzen 3 7320U, RAM 8 GB, sistem operasi Windows 11 Home 64-bit, dan penyimpanan SSD. Pengolahan data memanfaatkan Sastrawi dan Pandas, sedangkan Google Colaboratory digunakan sebagai lingkungan pengembangan dan eksekusi program berbasis *cloud*. Dengan tahapan tersebut, penelitian menghasilkan model klasifikasi yang digunakan untuk mengidentifikasi kecenderungan sentimen opini masyarakat terhadap kejahatan terbuka di Kota Medan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Implementasi Sistem

Pada penelitian ini telah dibangun sebuah sistem analisis opini publik mengenai tingkat kejahatan terbuka di Kota Medan menggunakan *metode naive bayes*. Sistem ini dirancang untuk mengolah data teks dari media sosial sehingga dapat menghasilkan klasifikasi sentimen masyarakat ke dalam kategori positif, negatif, dan netral.

Sistem yang dibangun memiliki beberapa fitur utama, yaitu upload dataset opini, preprocessing data, proses klasifikasi menggunakan algoritma *Multinomial naive bayes*, evaluasi performa model, serta fitur pengecekan kalimat secara langsung untuk mengetahui hasil prediksi sentimen dari suatu opini baru.

Dataset yang digunakan pada sistem ini adalah `dataset_opini_kejahatan_medan_1000.csv` yang berisi kumpulan opini masyarakat terkait kejahatan terbuka di Kota Medan. Dataset tersebut digunakan sebagai data masukan untuk proses pelatihan dan pengujian model. Sebelum dilakukan proses klasifikasi, data terlebih dahulu melalui tahapan *preprocessing* seperti *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming* agar data teks menjadi lebih terstruktur dan siap diproses menggunakan metode *naive bayes*.

Melalui sistem yang telah dibangun, penelitian ini diharapkan mampu memberikan gambaran mengenai kecenderungan opini masyarakat terhadap tingkat kejahatan terbuka di Kota Medan berdasarkan data yang diperoleh dari media sosial. Hasil dari sistem ini dapat menjadi informasi pendukung untuk memahami persepsi masyarakat serta melihat bagaimana tanggapan publik terhadap isu keamanan yang berkembang di lingkungan perkotaan.

2. Implementasi Halaman Sistem

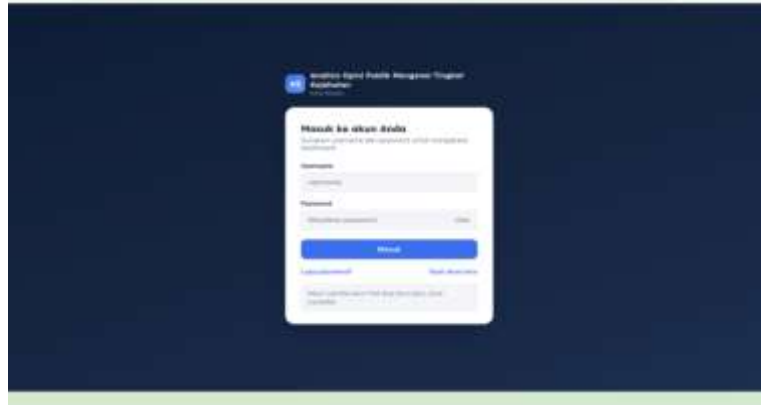
a. Halaman Login

Halaman login merupakan halaman awal yang digunakan pengguna sebelum masuk ke dalam sistem analisis opini publik. Pada halaman ini pengguna diminta memasukkan *username* dan *password* yang telah terdaftar agar dapat mengakses fitur-fitur yang tersedia pada sistem.

Tampilan halaman login terdiri dari dua input utama, yaitu *username* dan *password*, serta tombol masuk untuk melakukan proses autentikasi pengguna.

Selain itu, terdapat menu untuk membuat akun baru bagi pengguna yang belum memiliki akun.

Halaman login berfungsi sebagai mekanisme keamanan sistem agar akses terhadap proses pengolahan data, klasifikasi sentimen, dan hasil analisis hanya dapat dilakukan oleh pengguna yang memiliki hak akses.

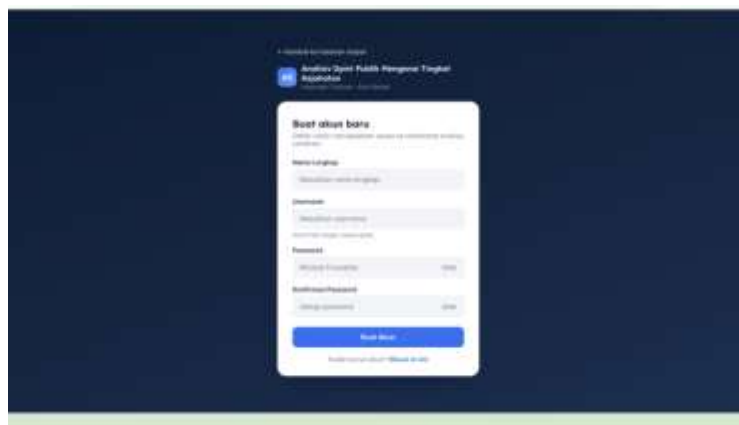


Gambar 1 Halaman Login

b. Halaman Registrasi Akun

Halaman registrasi digunakan oleh pengguna baru untuk membuat akun agar dapat menggunakan sistem. Pada halaman ini pengguna perlu mengisi beberapa informasi seperti nama lengkap *username*, *password*, dan konfirmasi *password*.

Setelah proses pendaftaran berhasil dilakukan, pengguna dapat menggunakan akun tersebut untuk masuk ke halaman utama sistem. Adanya fitur registrasi bertujuan untuk mempermudah pengelolaan pengguna yang menggunakan sistem analisis opini publik.



Gambar 2 Halaman Registrasi Akun

c. Halaman Dashboard

Halaman dashboard merupakan halaman utama yang menampilkan ringkasan hasil analisis opini publik mengenai tingkat kejahatan terbuka di Kota Medan. Pada halaman ini terdapat beberapa informasi utama seperti jumlah total

data yang dianalisis, jumlah opini dengan sentimen positif, negatif, dan netral. Berdasarkan dataset yang digunakan, sistem menampilkan total 1.000 data opini dengan hasil klasifikasi berupa 349 opini positif, 313 opini negatif, dan 338 opini netral.

Selain informasi jumlah sentimen, dashboard juga menampilkan visualisasi distribusi sentimen dalam bentuk diagram serta persebaran opini berdasarkan kecamatan. Fitur tersebut memberikan gambaran awal mengenai kecenderungan opini masyarakat terhadap isu kejahatan terbuka di berbagai wilayah Kota Medan. Pada bagian bawah dashboard terdapat rincian opini publik yang menampilkan teks opini, lokasi kecamatan, serta hasil klasifikasi sentimen dari masing-masing data.



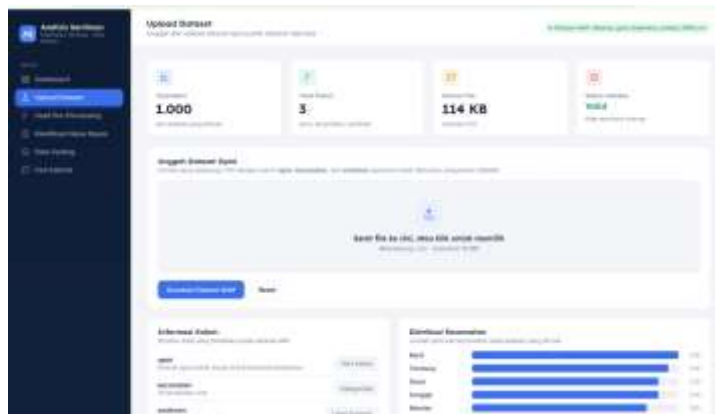
Gambar 3 Halaman Dashboard

d. Halaman Upload Dataset

Halaman upload dataset digunakan untuk memasukkan data opini publik yang akan diproses oleh sistem. Data yang digunakan dalam penelitian ini berbentuk file CSV dengan struktur kolom berupa opini, kecamatan, dan sentimen.

Pada halaman ini sistem menampilkan informasi dataset yang berhasil dimuat, seperti jumlah baris data, jumlah kolom, ukuran file, serta status validasi dataset.

Berdasarkan hasil implementasi, dataset yang digunakan memiliki jumlah 1.000 data opini dengan tiga kolom utama yaitu opini, kecamatan, dan sentimen. Setelah dataset berhasil divalidasi, data dapat digunakan untuk proses preprocessing dan klasifikasi menggunakan metode naive bayes.



Gambar 4 Halaman Upload Dataset

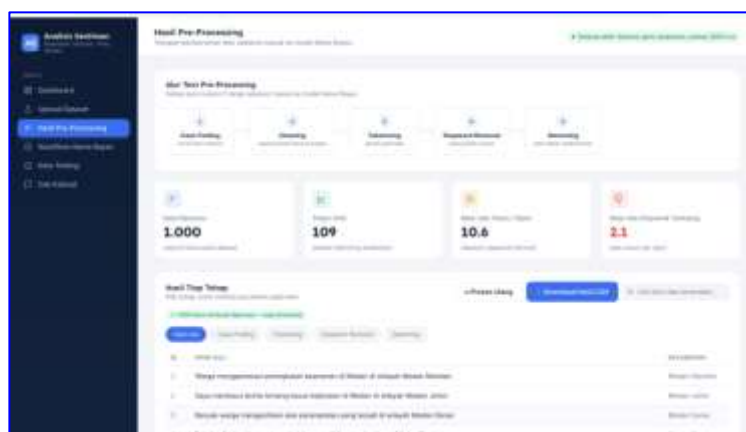
e. Halaman Hasil *Preprocessing*

Halaman hasil *preprocessing* digunakan untuk menampilkan proses pengolahan data teks sebelum masuk ke tahap klasifikasi menggunakan metode *naive bayes*.

Pada halaman ini terdapat lima tahapan *preprocessing* yang diterapkan pada data opini, yaitu:

- 1) *Case Folding*, yaitu proses mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil agar memiliki format yang sama.
- 2) *Cleaning*, yaitu proses menghapus karakter yang tidak diperlukan seperti tanda baca dan angka.
- 3) *Tokenizing*, yaitu proses memecah kalimat menjadi beberapa kata atau token.
- 4) *Stopword Removal*, yaitu proses menghapus kata umum yang tidak memiliki pengaruh besar terhadap proses klasifikasi.
- 5) *Stemming*, yaitu proses mengubah kata menjadi bentuk dasar.

Sistem juga menampilkan jumlah data yang telah diproses, jumlah token unik, rata-rata jumlah token pada setiap opini, serta hasil perubahan teks pada setiap tahapan *preprocessing*. Tahapan ini dilakukan agar data teks menjadi lebih bersih dan dapat digunakan oleh model klasifikasi secara lebih optimal.



Gambar 5 Halaman Hasil Preprocessing

Ketiga angka hasil yang tampil pada halaman ini diperoleh dari perhitungan sistem terhadap keseluruhan 1.000 data opini yang telah melalui tahap preprocessing. Jumlah token unik sebanyak 109 merupakan ukuran vocabulary, yaitu banyaknya kata dasar yang berbeda dan tidak berulang setelah seluruh 1.000 opini melewati tahap stemming; seluruh kata hasil stemming digabungkan menjadi satu himpunan kata, kemudian dihitung jumlah kata yang unik di dalamnya.

Nilai rata-rata token per opini sebesar 10,6 diperoleh dari total token hasil tahap tokenizing pada seluruh data, yaitu 10.602 token, dibagi jumlah data sebanyak 1.000 opini, sehingga $10.602 \div 1.000 = 10,6$ token per opini.

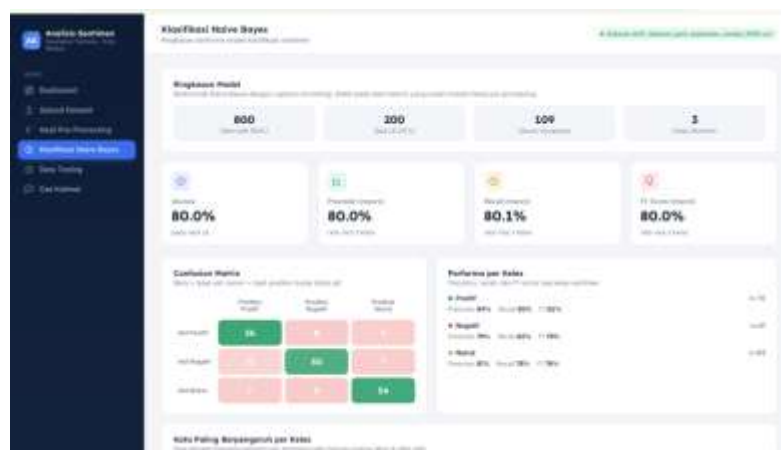
Adapun rata-rata stopwords terbuang sebesar 2,1 diperoleh dari total token yang dihapus pada tahap stopwords removal, yaitu sekitar 2.060 token dari keseluruhan data, dibagi jumlah data sebanyak 1.000 opini, sehingga $2.060 \div 1.000 = 2,06$ token per opini yang kemudian dibulatkan menjadi 2,1.

Dengan demikian, ketiga angka tersebut bukan nilai yang diinput secara manual, melainkan hasil penghitungan otomatis oleh sistem terhadap seluruh data pada setiap tahap preprocessing.

f. Halaman Klasifikasi *Naive Bayes*

Halaman klasifikasi *naive bayes* merupakan halaman yang digunakan untuk menampilkan hasil penerapan metode Multinomial *naive bayes* terhadap data opini yang telah melalui proses preprocessing.

Pada halaman ini sistem menampilkan informasi pembagian data menjadi data latih dan data uji. Dataset dibagi menjadi 800 data latih (80%) dan 200 data uji (20%).



Gambar 6 Halaman Klasifikasi naive bayes

Berdasarkan hasil proses klasifikasi menggunakan metode Naive Bayes, sistem menghasilkan nilai precision sebesar 80%, recall sebesar 80,1%, dan F1-

Score sebesar 80%. Nilai tersebut diperoleh dari hasil evaluasi model terhadap data uji menggunakan confusion matrix. Precision sebesar 80% menunjukkan bahwa dari seluruh data yang diprediksi benar oleh sistem, sebanyak 80% merupakan prediksi yang tepat. Recall sebesar 80,1% menunjukkan bahwa sistem mampu menemukan kembali sekitar 80,1% data yang sebenarnya termasuk ke dalam kelas yang benar. Sementara itu, F1-Score sebesar 80% diperoleh dari rata-rata harmonis antara nilai precision dan recall, sehingga menggambarkan keseimbangan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi sentimen positif, negatif, dan netral.

Untuk memperjelas asal keempat nilai tersebut, berikut disajikan rincian confusion matrix hasil klasifikasi sistem terhadap 200 data uji beserta langkah perhitungannya.

Tabel 1 Data Uji

Aktual Prediksi	Jumlah Data	Positif	Negatif	Netral
Positif	70 data	56	8	6
Negatif	61 data	4	50	7
Netral	69 data	7	8	54

Dari confusion matrix di atas, terlebih dahulu dijumlahkan total prediksi pada tiap kolom (kelas hasil prediksi): kelas Positif diprediksi sebanyak $56 + 4 + 7 = 67$ kali, kelas Negatif sebanyak $8 + 50 + 8 = 66$ kali, dan kelas Netral sebanyak $6 + 7 + 54 = 67$ kali.

Precision, recall, dan F1-score kemudian dihitung untuk masing-masing kelas menggunakan rumus:

1. $Precision = TP / (TP + FP)$
2. $Recall = TP / (TP + FN)$
3. $F1 = 2 \times (Precision \times Recall) / (Precision + Recall)$
 - a. Kelas Positif (TP = 56, total prediksi Positif = 67, total aktual Positif = 70): Precision = $56 / 67 = 0,836 = 83,6\%$
Recall = $56 / 70 = 0,800 = 80,0\%$
 $F1 = 2 \times (0,836 \times 0,800) / (0,836 + 0,800) = 0,818 = 81,8\%$
 - b. Kelas Negatif (TP = 50, total prediksi Negatif = 66, total aktual Negatif = 61): Precision = $50 / 66 = 0,758 = 75,8\%$
Recall = $50 / 61 = 0,820 = 82,0\%$
 $F1 = 2 \times (0,758 \times 0,820) / (0,758 + 0,820) = 0,787 = 78,7\%$
 - c. Kelas Netral (TP = 54, total prediksi Netral = 67, total aktual Netral = 69): Precision = $54 / 67 = 0,806 = 80,6\%$
Recall = $54 / 69 = 0,783 = 78,3\%$
 $F1 = 2 \times (0,806 \times 0,783) / (0,806 + 0,783) = 0,794 = 79,4\%$

Rata-rata (macro-average) ketiga kelas inilah nilai yang ditampilkan pada halaman Klasifikasi Naive Bayes: Precision = $(83,6\% + 75,8\% + 80,6\%) / 3 = 80,0\%$, Recall = $(80,0\% + 82,0\% + 78,3\%) / 3 = 80,1\%$ dan F1-Score = $(81,8\% + 78,7\% + 79,4\%) / 3 = 80,0\%$

Akurasi dihitung terpisah, dari total prediksi benar (jumlah elemen diagonal confusion matrix) dibagi jumlah seluruh data uji: Akurasi = $(56 + 50 + 54) / 200 = 160 / 200 = 0,80 = 80\%$

Dengan demikian, precision 80%, recall 80,1%, F1-Score 80%, dan akurasi 80% yang ditampilkan sistem bukan angka tunggal yang dihitung langsung, melainkan hasil rata-rata dari precision, recall, dan F1-score ketiga kelas sentimen (untuk precision, recall, F1-Score), serta perbandingan jumlah prediksi benar terhadap total data uji (untuk akurasi).

g. Halaman Data Testing

Halaman data testing digunakan untuk melihat hasil pengujian model terhadap data uji yang telah dipisahkan sebelumnya. Pada halaman ini sistem menampilkan perbandingan antara label asli dengan hasil prediksi model naive bayes. Setiap data akan diberikan status apakah hasil prediksi sesuai dengan label sebenarnya atau mengalami kesalahan klasifikasi.

Berdasarkan pengujian terhadap 200 data uji, terdapat 160 data yang berhasil diprediksi dengan benar dan 40 data mengalami kesalahan prediksi, sehingga menghasilkan tingkat akurasi sebesar 80%. Halaman ini digunakan untuk mengetahui kemampuan model dalam melakukan klasifikasi terhadap data yang belum pernah digunakan pada proses pelatihan.

No.	Deskripsi Data	Label Asli	Label Prediksi	Status
1	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat bagus dan efektif.	Positif	Positif	Benar
2	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat buruk dan tidak efektif.	Negatif	Negatif	Benar
3	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat bagus dan efektif.	Positif	Negatif	Salah
4	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat buruk dan tidak efektif.	Negatif	Positif	Salah
5	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat bagus dan efektif.	Positif	Positif	Benar
6	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat buruk dan tidak efektif.	Negatif	Negatif	Benar
7	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat bagus dan efektif.	Positif	Negatif	Salah
8	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat buruk dan tidak efektif.	Negatif	Positif	Salah
9	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat bagus dan efektif.	Positif	Positif	Benar
10	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat buruk dan tidak efektif.	Negatif	Negatif	Benar
11	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat bagus dan efektif.	Positif	Negatif	Salah
12	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat buruk dan tidak efektif.	Negatif	Positif	Salah
13	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat bagus dan efektif.	Positif	Positif	Benar
14	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat buruk dan tidak efektif.	Negatif	Negatif	Benar
15	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat bagus dan efektif.	Positif	Negatif	Salah
16	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat buruk dan tidak efektif.	Negatif	Positif	Salah
17	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat bagus dan efektif.	Positif	Positif	Benar
18	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat buruk dan tidak efektif.	Negatif	Negatif	Benar
19	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat bagus dan efektif.	Positif	Negatif	Salah
20	Ulasan tentang produk kecantikan yang sangat buruk dan tidak efektif.	Negatif	Positif	Salah

Gambar 7 Halaman Data Testing

Pada tahap pengujian, penelitian menggunakan 200 data uji yang diperoleh dari pemisahan dataset setelah proses pelabelan sentimen. Dari 200 data tersebut, sistem berhasil memprediksi 160 data dengan benar dan 40 data mengalami kesalahan prediksi.

Hasil dari 160 prediksi benar adalah jumlah data uji yang hasil prediksi model sama dengan label aslinya. Diperoleh dari penjumlahan elemen diagonal

confusion matrix : $56 + 50 + 54 = 160$. Hasil dari 40 prediksi salah adalah sisa data uji yang prediksinya berbeda dari label asli: $200 - 160 = 40$. Dan Nilai akurasi dihitung menggunakan rumus: Akurasi = (Jumlah Prediksi Benar / Jumlah Seluruh Data Uji) $\times 100\%$

sehingga diperoleh: Akurasi = $(160 / 200) \times 100\% = 80\%$

Dengan demikian, nilai akurasi sistem sebesar 80% menunjukkan bahwa metode Naive Bayes mampu mengklasifikasikan opini publik mengenai kejahatan terbuka di Kota Medan dengan tingkat ketepatan yang baik.

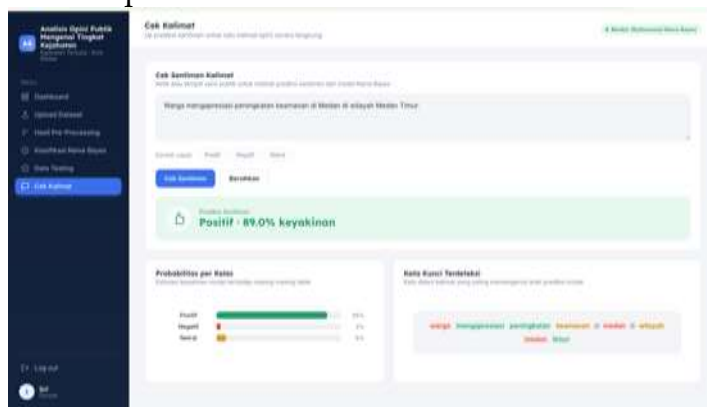
h. Halaman Cek Kalimat

Halaman cek kalimat merupakan fitur yang digunakan untuk melakukan pengujian prediksi sentimen terhadap opini baru secara langsung. Melalui halaman ini, pengguna dapat memasukkan sebuah kalimat opini terkait kejahatan terbuka di Kota Medan, kemudian sistem akan melakukan proses klasifikasi menggunakan model *Multinomial naive bayes* yang telah dibangun sebelumnya.

Pada proses pengujian, sistem akan melakukan pengolahan terhadap kalimat masukan melalui tahapan preprocessing, kemudian menghitung probabilitas setiap kelas sentimen. Hasil prediksi yang diberikan oleh sistem terdiri dari tiga kategori, yaitu positif, negatif, dan netral. Selain menampilkan kategori sentimen, sistem juga memberikan nilai tingkat keyakinan prediksi serta menampilkan probabilitas masing-masing kelas dan kata kunci yang berpengaruh terhadap hasil klasifikasi. Pengujian pertama dilakukan menggunakan kalimat opini:

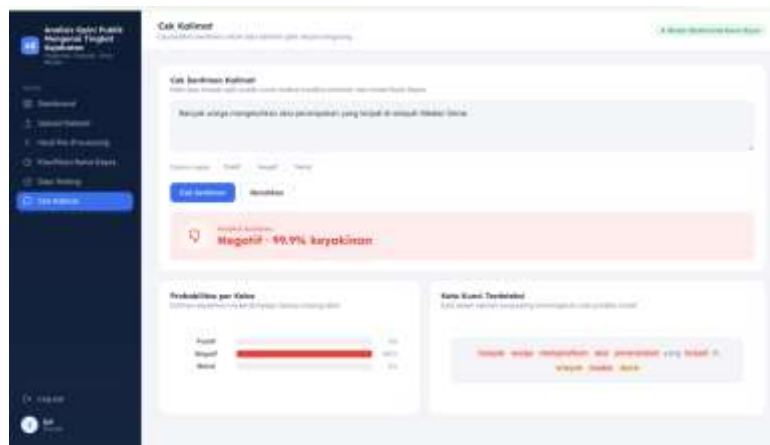
"Warga mengapresiasi peningkatan keamanan di Medan di wilayah Medan Timur."

Berdasarkan hasil klasifikasi, sistem memberikan hasil sentimen positif dengan tingkat keyakinan sebesar 89%. Kata-kata seperti mengapresiasi, peningkatan, dan keamanan menjadi faktor yang memengaruhi model dalam menentukan kategori positif karena menunjukkan adanya tanggapan baik masyarakat terhadap kondisi keamanan.



Gambar 8 Hasil Prediksi Sentimen Positif

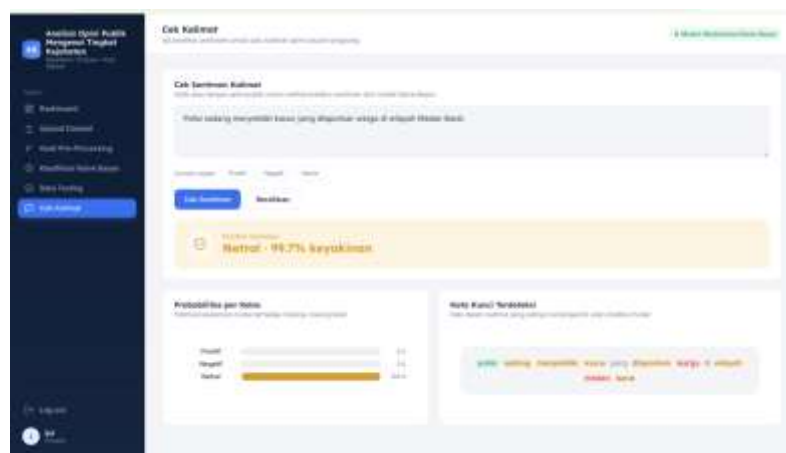
Pengujian kedua dilakukan menggunakan kalimat opini: "Banyak warga mengeluhkan aksi perampokan yang terjadi di wilayah Medan Denai." Pada pengujian tersebut, sistem menghasilkan prediksi sentimen negatif dengan tingkat keyakinan sebesar 99,9%. Hal ini dipengaruhi oleh adanya kata yang memiliki kecenderungan negatif seperti mengeluhkan, aksi perampokan, dan terjadi, sehingga model mengklasifikasikan opini tersebut sebagai sentimen negatif.



Gambar 9 Hasil Prediksi Sentimen Negatif

Pengujian ketiga dilakukan menggunakan kalimat opini: "Polisi sedang menyelidiki kasus yang dilaporkan warga di wilayah Medan Barat."

Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa sistem memberikan prediksi sentimen netral dengan tingkat keyakinan sebesar 99,7%. Kalimat tersebut tidak menunjukkan adanya ungkapan dukungan maupun keluhan dari masyarakat, melainkan hanya menyampaikan informasi mengenai suatu kejadian sehingga model mengelompokkannya ke dalam kategori netral.



Gambar 10 Hasil Prediksi Sentimen Netral

3. Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk mengetahui apakah sistem analisis opini publik yang telah dibangun dapat berjalan sesuai dengan rancangan dan mampu menghasilkan klasifikasi sentimen menggunakan metode *Multinomial naive bayes*.

Pengujian dilakukan terhadap beberapa komponen utama sistem, yaitu pengujian proses upload dataset, preprocessing data, proses klasifikasi, evaluasi model, serta pengujian fitur cek kalimat. Hasil pengujian digunakan untuk mengetahui tingkat keberhasilan sistem dalam melakukan analisis sentimen terhadap opini publik mengenai tingkat kejahatan terbuka di Kota Medan.

a. Pengujian Dataset

Pengujian dataset dilakukan untuk memastikan data opini yang digunakan dapat dibaca dan diproses oleh sistem. Dataset yang digunakan berjumlah 1.000 data opini dengan tiga atribut, Tabel hasil pengujian dataset memiliki tiga atribut utama, yaitu:

- 1) Atribut Opini adalah teks komentar atau opini masyarakat yang diperoleh dari media sosial.
- 2) Atribut Sentimen Aktual adalah label sentimen asli hasil pelabelan data, yaitu positif, negatif, atau netral.
- 3) Atribut Sentimen Prediksi adalah hasil klasifikasi yang dihasilkan oleh model Naive Bayes.

Ketiga atribut tersebut digunakan untuk membandingkan hasil prediksi sistem dengan label sebenarnya sehingga dapat dihitung tingkat akurasi, precision, recall, dan F1-Score dari model yang dibangun. Berdasarkan hasil implementasi, sistem berhasil membaca dataset dengan status valid tanpa adanya data kosong. Dataset tersebut kemudian digunakan sebagai data masukan untuk proses preprocessing dan klasifikasi menggunakan metode naive bayes.

Tabel 2 Hasil Pengujian Dataset

No	Pengujian	Hasil
1	Upload dataset CSV	Berhasil
2	Jumlah data terbaca	1.000 data
3	Jumlah atribut	3 atribut yaitu opini,kecamatan,dan sentimen
4	Validasi data kosong	Tidak ditemukan

b. Pengujian Proses *Preprocessing*

Pengujian *preprocessing* dilakukan terhadap 1.000 data untuk mengetahui apakah sistem mampu melakukan tahapan pembersihan data teks sebelum digunakan dalam proses klasifikasi.

Tahapan preprocessing yang diuji meliputi *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh data opini berhasil diproses dan menghasilkan data teks yang lebih terstruktur.

Tabel 3 Hasil Pengujian Preprocessing

Tahapan	Hasil
<i>Case Folding</i>	1.000 data (100%) berhasil diseragamkan menjadi huruf kecil
<i>Cleaning</i>	Tanda baca dan karakter non-alfanumerik berhasil dihapus dari seluruh data
<i>Tokenizing</i>	Dihasilkan 10.602 token dari 1.000 opini (rata-rata 10,6 token per opini)
<i>Stopword Removal</i>	Rata-rata 2,06 token per opini terbangun (± 2.060 token dari total token)
<i>Stemming</i>	Menghasilkan 109 token unik (vocabulary akhir) setelah seluruh tahap selesai

Hasil pada Tabel 2 diperoleh langsung dari perhitungan sistem terhadap keseluruhan dataset. Rata-rata token per opini dihitung sebelum tahap *stopword removal*, sedangkan jumlah token unik pada tahap *stemming* merupakan ukuran kosakata akhir yang digunakan model sebagai fitur dalam proses klasifikasi.

4. Evaluasi Model *naive bayes*

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui tingkat performa algoritma *Multinomial naive bayes* dalam melakukan klasifikasi sentimen opini publik. Pada penelitian ini dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% data latih dan 20% data uji. Dari total 1.000 data opini, sebanyak 800 data digunakan sebagai data pelatihan model dan 200 data digunakan sebagai data pengujian.

Berdasarkan hasil pengujian model, diperoleh hasil evaluasi sebagai berikut:

Tabel 4 Hasil Evaluasi Model

Aktual / Prediksi	Jumlah Data	Positif	Negatif	Netral
Positif	70 data	56	8	6
Negatif	61 data	4	50	7
Netral	69 data	7	8	54

Hasil dari tabel menunjukkan Baris adalah jumlah data uji yang label aslinya termasuk kelas tersebut. Contoh: baris Positif berisi 70 data yang sebenarnya bersentimen Positif. Kolom menunjukkan jumlah data yang diprediksi sistem masuk ke kelas tersebut. Elemen diagonal (56, 50, 54) adalah prediksi yang benar — label asli sama dengan hasil prediksi. Elemen di luar diagonal adalah prediksi yang salah.

Misalnya pada baris Positif kolom Negatif bernilai 8, artinya ada 8 data yang sebenarnya Positif tetapi keliru diprediksi sebagai Negatif. Total tiap baris (70, 61, 69) adalah jumlah data aktual per kelas, totalnya 200 data uji. Total tiap kolom adalah jumlah prediksi per kelas: Positif = $56+4+7 = 67$, Negatif = $8+50+8 = 66$, Netral = $6+7+54 = 67$.

Dari confusion matrix tersebut, jumlah prediksi yang benar diperoleh dari penjumlahan elemen diagonal, yaitu $56 + 50 + 54 = 160$ data, sedangkan 40 data lainnya diprediksi keliru. Berdasarkan hasil ini, precision, recall, dan F1-score dihitung untuk masing-masing kelas terlebih dahulu, kemudian dirata-ratakan (macro-average) menjadi nilai keseluruhan model, sebagaimana disajikan pada Tabel 4.4.

Tabel 5 Hasil Evaluasi per Kelas dan Rata-Rata Model

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Positif	83,6%	80,0%	81,8%
Negatif	75,8%	82,0%	78,7%
Netral	80,6%	78,3%	79,4%
Rata-rata (macro)	80,0%	80,1%	80,0%

Hasil tabel diatas menggunakan 3 rumus yaitu :

1. Precision = $TP/(TP+FP)$
2. Recall = $TP/(TP+FN)$
3. F1 = $2 \times (Precision \times Recall) / (Precision + Recall)$

Yang menghasilkan nilai sebagai berikut :

1. Precision = $(83,6\% + 75,8\% + 80,6\%) \div 3 = 80,0\%$
2. Recall = $(80,0\% + 82,0\% + 78,3\%) \div 3 = 80,1\%$
3. F1-Score = $(81,8\% + 78,7\% + 79,4\%) \div 3 = 80,0\%$

maka dari hasil perhitungan diatas dapat dihasilkan Akurasi = $(56 + 50 + 54) \div 200 = 160 \div 200 = 80,0\%$

Nilai evaluasi model pada Tabel 4.3 diperoleh dari hasil pengujian terhadap 200 data uji menggunakan confusion matrix. Sistem menghasilkan 160 prediksi benar dan 40 prediksi salah, sehingga nilai akurasi dihitung sebagai: Akurasi = $(160 / 200) \times 100\% = 80\%$

Nilai precision sebesar 80% menunjukkan bahwa dari seluruh data yang diprediksi ke dalam suatu kelas, sebanyak 80% merupakan prediksi yang benar. Nilai recall sebesar 80,1% menunjukkan bahwa sistem mampu mengenali kembali sekitar 80,1% data yang sebenarnya termasuk ke dalam kelas yang benar. Selanjutnya, nilai F1-Score sebesar 80% diperoleh dari kombinasi nilai precision dan recall menggunakan rata-rata harmonis. Dengan hasil tersebut, model Naive Bayes menunjukkan performa yang cukup baik dan seimbang dalam melakukan klasifikasi sentimen opini publik.

5. Analisis Hasil Klasifikasi Sentimen

Klasifikasi terhadap keseluruhan 1.000 data opini publik menghasilkan distribusi sentimen sebagaimana disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6 Distribusi Sentimen

Sentimen	Jumlah	Perhitungan	Persentase
Positif	349	$349 \div 1.000 \times 100\%$	34,9%
Negatif	313	$313 \div 1.000 \times 100\%$	31,3%
Netral	338	$338 \div 1.000 \times 100\%$	33,8%

Persentase distribusi sentimen pada Tabel 6 diperoleh dari perbandingan jumlah data pada masing-masing kategori sentimen terhadap jumlah seluruh data yang dianalisis. Berdasarkan hasil klasifikasi, sentimen positif sebesar 34,9% menunjukkan bahwa sekitar 34,9% opini masyarakat memiliki kecenderungan positif terhadap kondisi keamanan atau penanganan kejahatan. Sentimen negatif sebesar 31,3% menunjukkan adanya opini masyarakat yang mengandung kekhawatiran, ketidakpuasan, atau rasa tidak aman terhadap tingkat kejahatan terbuka. Sementara itu, sentimen netral sebesar 33,8% menunjukkan opini yang bersifat informatif atau tidak menunjukkan kecenderungan emosi yang dominan. Persentase tersebut dihitung menggunakan rumus: $\text{Persentase Sentimen} = (\text{Jumlah Data pada Kelas Sentimen} / \text{Jumlah Seluruh Data}) \times 100\%$, sehingga total distribusi sentimen menjadi: $34,9\% + 31,3\% + 33,8\% = 100\%$

Hasil ini menunjukkan bahwa opini publik mengenai kejahatan terbuka di Kota Medan tersebar relatif seimbang antara sentimen positif, negatif, dan netral, dengan sentimen positif sedikit lebih dominan dibandingkan kategori lainnya.

Pembahasan

Berdasarkan hasil implementasi dan pengujian yang telah diuraikan, sistem analisis opini publik dengan metode Multinomial Naive Bayes terbukti dapat mengklasifikasikan opini masyarakat mengenai tingkat kejahatan terbuka di Kota Medan ke dalam tiga kategori sentimen dengan tingkat akurasi 80%.

Tahap praproses berperan penting dalam mempersiapkan data, mengingat opini yang berasal dari media sosial pada dasarnya tidak terstruktur dan mengandung banyak variasi penulisan. Melalui lima tahap praproses, yaitu *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*, data mentah berhasil diubah menjadi 109 kosakata unik yang menjadi dasar perhitungan probabilitas pada model Naive Bayes.

Nilai precision, recall, dan F1-score yang berada pada kisaran 80% menunjukkan bahwa model tidak hanya akurat secara keseluruhan, tetapi juga cukup seimbang dalam mengenali ketiga kelas sentimen, meskipun performa pada kelas negatif sedikit lebih rendah dibandingkan kelas positif dan netral. Selisih performa antar kelas ini wajar terjadi pada metode Naive Bayes karena penentuan

kelas sangat bergantung pada kemunculan kata-kata tertentu dalam data latih, sehingga kelas dengan variasi kosakata yang lebih tumpang tindih dengan kelas lain cenderung memiliki tingkat kesalahan klasifikasi yang lebih tinggi.

Secara keseluruhan, sistem yang dibangun mampu memberikan gambaran kuantitatif mengenai kecenderungan opini masyarakat Kota Medan terhadap isu kejahatan terbuka, sekaligus menyediakan fitur cek kalimat yang memungkinkan pengujian sentimen terhadap opini baru secara langsung dan real-time.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa sistem analisis opini publik berbasis website berhasil dibangun untuk memproses data opini masyarakat mengenai kejahatan terbuka di Kota Medan melalui tahapan unggah dataset, praproses teks, klasifikasi, dan evaluasi model. Tahap praproses yang meliputi *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming* berhasil mengolah 1.000 data opini menjadi 109 kosakata unik yang dapat digunakan sebagai fitur klasifikasi. Metode *Multinomial Naive Bayes* mampu mengklasifikasikan opini ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral, dengan akurasi sebesar 80%, *precision* 80%, *recall* 80,1%, dan *F1-score* 80% berdasarkan pengujian terhadap 200 data uji. Hasil klasifikasi terhadap keseluruhan dataset menunjukkan distribusi sentimen sebesar 34,9% positif, 31,3% negatif, dan 33,8% netral, sehingga opini masyarakat yang dianalisis tidak menunjukkan dominasi pada satu kategori sentimen tertentu. Selain itu, fitur pengecekan kalimat mampu melakukan prediksi sentimen terhadap opini baru secara langsung dengan tingkat keyakinan yang tinggi, sehingga sistem dapat digunakan tidak hanya untuk menganalisis data historis, tetapi juga untuk menguji sentimen pada opini baru secara langsung.

DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, L., Raisyanura, R., & Syafrianda, S. (2024). Opini Masyarakat Kota Medan Terhadap Pemberitaan Begal Pada Portal Medantalk. *Jurnal Psikotes*, 1(1), 12–18. <https://doi.org/10.59548/ps.v1i1.118>
- Ali Satri Efendi. (2023). [HTTPS://DOI.ORG/10.61722/JIRS.V1I2.121](https://doi.org/10.61722/JIRS.V1I2.121). *Kampus Akademik Publisin*, 1(2), 127–131. <https://doi.org/10.61722/jirs.v1i2.121>
- Ampung, K. R. D. I. L. (2026). *P m d t n b p k k l*. 31, 256–266.
- Awwaliyah Aliyah, Nailah Azzahra, Aliffia Isma Putri, & Nur Aini Rakhmawati. (2024). Analisis Sentimen Twitter terhadap Tren Penyebaran Informasi Pelaku Kejahatan Menggunakan Algoritma Naives Bayes. *Bridge : Jurnal Publikasi Sistem Informasi Dan Telekomunikasi*, 2(2), 85–97. <https://doi.org/10.62951/bridge.v2i2.63>
- Bani, F., Oeleu, T. T., Katoda, I. T., Sili, A. W., & Limu, C. U. (2023). Kasus Pembegalan Terhadap Mahasiswa Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Medan. *The Juris*, 7(2), 494–497. <https://doi.org/10.56301/juris.v7i2.1120>

- Damayanti, I., Padilah, T. N., Enri, U., Komputer, F. I., Karawang, U. S., Timur, T., Seksual, P., & Emoji, P. (2023). *6868-Article Text-25591-1-10-20230924*. 7(2), 1423–1428.
- Fenilinas Adi Artanto. (2024). Analisis Sentimen Opini Publik terhadap Fenomena Bunuh Diri Mahasiswa di Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *SATESI: Jurnal Sains Teknologi Dan Sistem Informasi*, 4(1), 70–77. <https://doi.org/10.54259/satesi.v4i1.2908>
- Gemilang, G., Saragih, Y. M., Sinaga, R. H., & Suramin, S. (2024). Peran Kepolisian dalam Penanggulangan Tindak Pidana Pencurian dengan Kekerasan sebagai Bentuk Kejahatan Jalanan Di Wilayah Hukum Polsek Medan Helvetia. *INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research*, 4(3), 3349–3361.
- Gunawan, H. A., Wahid, A., & Faisol. (2021). TINJAUAN KRIMINOLOGIS TERHADAP KEJAHATAN BEGAL (Studi Kasus di Wilayah Hukum Kepolisian Daerah Jawa Timur). *DINAMIKA*, 27(14), 2039–2059.
- Hajar, S., & Syaesti, Y. P. (2024). EFEKTIVITAS STRATEGI KOMUNIKASI DALAM MEMENGARUHI OPINI PUBLIK. *Jurnal Studi Interdisipliner Perspektif*, 24(1), 40–44.
- Hakiki, R., & Pambudi, A. (2024). *Journal of Artificial Intelligence and Engineering Applications Classification of Public Sentiment Toward 2024 Presidential Candidates on Social Media Platform X Using Naïve Bayes Algorithm*. 3(2), 2808–4519. <https://ioinformatic.org/>
- Khoirunnisa, F., & Topiq, S. (2024). Analisis Sentimen Terhadap Kepercayaan Masyarakat Pada Proses Penegak Hukum Di Indonesia Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 12(3), 2128–2139. <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i3.4683>
- Kurniawan, B. D., Heriansyah, R., & Mair, Z. R. (2025). *Metode Naive Bayes Berdasarkan Laporan Kriminalitas*. 9(3), 4234–4241.
- Monalisa, E., & Yusuf, H. (2025). ANALISIS KRIMINOLOGIS PEMBUNUHAN BERENCANA DENGAN UPAYA REKAYASA PERAMPOKAN : KASUS WADISON PASARIBU CRIMINOLOGICAL ANALYSIS OF PREPARED MURDER WITH AN ATTEMPT TO ENGINEERED ROBBERY : THE WADISON PASARIBU CASE. 14358–14362.
- Mualfah, D., Prihatin, A., Firdaus, R., & Sunanto. (2024). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kasus Pembobolan Data Nasabah Bank BSI Pada Twitter Menggunakan Metode Random Forest Dan Naïve Bayes. *Jurnal Fasilkom*, 13(3), 614–620. <https://doi.org/10.37859/jf.v13i3.6478>
- Muhammad Ali Murtadlo. (2024). Public Opinion on Indonesian Viral Legal Cases in Social Media: A Maqashid Syariah Perspective. *Jurnal Syariah Dan Hukum Islam*, 9(1), 134.
- Nathasya, H. (2024). No Title EAENH. *Edu Research Indonesian Institute For Corporate Learning And Studies (IICLS)*, 5(1), 70–80.
- Pengabdian, J., Global, M., Kekerasan, P., Pelajar, T., & Di, R. (2025). *DEVOTE* : 4(4),

913–921.

- Sari, Y. K., Iskandar, J., & Prasetya, A. (2026). *Penerapan Metode Naive Bayes Dalam Analisis Sentimen Terhadap Cyberbullying*. 5(1).
- Sholekhah, A., & Muntahanah, M. (2025). Perbandingan Naive Bayes dan Support Vector Machine Dalam Analisa Sentimen Tentang Penyitaan Aset Koruptor di Twitter. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 5(3), 981–989. <https://doi.org/10.57152/malcom.v5i3.2068>
- Siregar, R. S., Harahap, A. M., & Sibarani, F. H. (2025). Penerapan Geofence Pada Sistem Informasi Geografis Pemetaan Daerah Rawan Begal Kriminalitas Di Wilayah Polres Medan Belawan. *HOAQ (High Education of Organization Archive Quality) : Jurnal Teknologi Informasi*, 16(2), 116–129. <https://doi.org/10.52972/hoaq.vol16no2.p116-129>
- Syakir, A., & Hasan, F. N. (2023). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Perilaku Korupsi Pejabat Pemerintah Berdasarkan Tweet Menggunakan Naive Bayes Classifier. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 7(4), 1796. <https://doi.org/10.30865/mib.v7i4.6648>
- Yulianto, Y., & Yusuf, H. (2025). *Analisis Hukum Pidana Kasus Perampokan Dan Pembunuhan Berencana (Studi Kasus Perampokan Dan Pembunuhan Berencana Pulomas) Criminal Law Analysis of Robbery and Prepared Murder Cases (Case Study of Robbery and Prepared Murder in Pulomas)*. 15131–15144.
- Zubaedah, I., & Fahri, M. (2023). Jurnal Studi Interdisipliner Perspektif. *Jurnal Studi Interdisipliner Perspektif*, 22(November), 1–1