

IMPLEMENTASI METODE *SUPPORT VECTOR MACHINE* PADA SISTEM MONITORING SENTIMEN PUBLIK TERHADAP PENANGANAN JUDI ONLINE DI MEDIA SOSIAL X

M. Fazaliqa Okvin¹, Asrar Aspia Manurung²

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

Email: muhammadfazaliqa.okvin@gmail.com

ABSTRAK

Judi online sudah menjadi masalah nasional, dan upaya penanganannya mendapat banyak tanggapan dari masyarakat di media sosial X, baik berupa dukungan maupun kritik. Karena jumlahnya besar dan bentuknya tidak terstruktur, opini seperti ini sulit dianalisis secara manual. Penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan sentimen publik terhadap penanganan judi online menjadi positif dan negatif menggunakan text mining dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM), lalu menampilkan hasilnya melalui sistem *monitoring* berbasis web. Data yang digunakan adalah 1.090 tweet berbahasa Indonesia dari Juli 2024 sampai Juli 2025, yang diproses melalui *preprocessing*, pembobotan TF-IDF, pembagian data latih dan data uji, serta klasifikasi SVM. Setelah *preprocessing*, tersisa 1.089 tweet dengan 3.523 fitur. Pengujian dilakukan pada sembilan skenario dengan variasi rasio pembagian data dan kernel. Kernel linear memberikan hasil terbaik di semua rasio, dengan akurasi tertinggi 88,07% pada rasio 90:10. Pada skenario utama (kernel linear, rasio 80:20), model memperoleh accuracy 87,61%, precision 87,69%, recall 87,61%, dan F1-score 87,61%. Sistem bernama Guardian Judol dibangun menggunakan Flask, dan seluruh 16 skenario pengujian black box berstatus valid. Namun, uji prediksi manual menunjukkan model masih keliru pada kalimat yang memuat kata negasi, sehingga penanganan stopword dan stemming perlu diperbaiki pada penelitian selanjutnya.

Kata kunci: analisis sentimen, judi online, *Support Vector Machine*, TF-IDF, media sosial X

ABSTRACT

Online gambling has become a national problem, and efforts to address it have drawn many responses from the public on social media platform X, ranging from support to criticism. Because the volume is large and the data is unstructured, such opinions are difficult to analyze manually. This study aims to classify public sentiment toward online gambling countermeasures into positive and negative classes using text mining and the *Support Vector Machine* (SVM) algorithm, and to present the results through a web-based monitoring system. The data consist of 1,090 Indonesian-language tweets from July 2024 to July 2025, which were processed through preprocessing, TF-IDF weighting, training and testing data splitting, and SVM classification. After preprocessing, 1,089 tweets with 3,523 features remained. Testing was carried out in nine scenarios with varying data split ratios and kernels. The linear kernel gave the best results across all ratios, with the highest accuracy of 88.07% at the 90:10 ratio. In the main scenario (linear kernel, 80:20 ratio), the model achieved an accuracy of 87.61%, precision of 87.69%, recall of 87.61%, and F1-score of 87.61%. The system, named Guardian Judol, was built using Flask, and all 16 black box testing scenarios were declared valid. However, manual prediction testing showed that the model still misclassifies sentences containing negation words, so the handling of stopwords and stemming should be improved in future research

Keywords: sentiment analysis, online gambling, *Support Vector Machine*, TF-IDF, social media X.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi internet telah membawa perubahan signifikan terhadap pola komunikasi, akses informasi, dan aktivitas masyarakat melalui berbagai media digital. Di satu sisi, kemudahan akses tersebut memberikan berbagai manfaat dalam kehidupan sehari-hari, tetapi di sisi lain juga menciptakan ruang bagi berkembangnya aktivitas ilegal, salah satunya perjudian online. Dukungan perangkat digital dan akses internet yang semakin mudah memungkinkan aktivitas tersebut dilakukan tanpa batasan tempat dan waktu. Perkembangan tersebut menyebabkan judi online tidak hanya menjadi persoalan hukum, tetapi juga berkembang sebagai permasalahan yang dapat memengaruhi kondisi sosial dan ekonomi masyarakat.

Aktivitas judi online dapat memberikan berbagai dampak negatif, antara lain kerugian ekonomi, kecanduan, peningkatan utang, konflik dalam keluarga, hingga tekanan psikologis. Berdasarkan laporan PPATK tahun 2023, terdapat sekitar 168 juta transaksi judi online dengan total nilai mencapai Rp327 triliun. Angka tersebut menunjukkan peningkatan yang sangat signifikan apabila dibandingkan dengan kondisi pada tahun 2017 yang tercatat sekitar 250.000 transaksi dengan nilai kurang lebih Rp2 triliun (Darwansah et al., 2025). Besarnya peningkatan tersebut menunjukkan bahwa judi online telah berkembang menjadi permasalahan berskala nasional sehingga membutuhkan strategi penanganan yang dilakukan secara konsisten dan berkelanjutan. Pemerintah telah melakukan berbagai langkah untuk mengurangi aktivitas tersebut, antara lain melalui pemblokiran situs, penghapusan konten promosi, penindakan terhadap pihak yang terlibat, serta peningkatan literasi digital. Meskipun demikian, upaya tersebut masih menghadapi tantangan karena situs dan konten judi online dapat kembali muncul dengan menggunakan bentuk, akun, maupun pola penyebaran yang berbeda. Kondisi tersebut kemudian memunculkan berbagai respons masyarakat, baik dalam bentuk dukungan terhadap kebijakan pemerintah maupun kritik terhadap efektivitas penanganan judi online.

Media sosial X menjadi salah satu ruang digital yang digunakan masyarakat untuk menyampaikan pandangan mengenai berbagai isu, termasuk kebijakan dan upaya penanganan judi online. Melalui tweet, pengguna dapat menyampaikan dukungan, kritik, maupun keluhan secara terbuka dan dalam waktu yang relatif cepat. Akan tetapi, data yang berasal dari media sosial memiliki karakteristik tidak terstruktur serta mengandung berbagai bentuk variasi bahasa, singkatan, simbol, dan tautan sehingga membutuhkan proses pengolahan khusus. Selain itu, besarnya jumlah data yang tersedia menyebabkan proses analisis secara manual menjadi kurang efisien. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang mampu mengolah data opini masyarakat secara sistematis sehingga informasi yang terkandung di dalamnya dapat digunakan untuk mengetahui kecenderungan sentimen publik terhadap penanganan judi online.

Salah satu pendekatan yang dapat diterapkan untuk mengolah opini masyarakat tersebut adalah *text mining* dan analisis sentimen. Pada proses ini, data tweet terlebih dahulu melalui tahap *preprocessing* untuk menghilangkan berbagai

unsur yang tidak diperlukan sebelum dilakukan proses analisis. Selanjutnya, data teks diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Dalam penelitian ini, opini masyarakat dikategorikan ke dalam dua kelompok sentimen, yaitu positif dan negatif. Sentimen positif merepresentasikan dukungan masyarakat terhadap berbagai upaya penanganan judi online, sedangkan sentimen negatif menunjukkan kritik, ketidakpuasan, atau pandangan yang kurang mendukung terhadap penanganan tersebut. Metode TF-IDF digunakan untuk memberikan bobot terhadap kata-kata dalam dokumen sehingga karakteristik teks dapat direpresentasikan dalam bentuk fitur numerik yang selanjutnya digunakan dalam proses klasifikasi.

Tahap klasifikasi dalam penelitian ini menerapkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) yang memiliki kemampuan dalam menangani data teks dengan jumlah fitur yang besar. SVM melakukan proses klasifikasi dengan menentukan batas pemisah (*hyperplane*) yang optimal untuk membedakan data dari kelas sentimen positif dan negatif berdasarkan fitur yang dihasilkan melalui TF-IDF. Pemilihan algoritma SVM juga diperkuat oleh hasil penelitian terdahulu. (Prastiko & Wiranata, 2025) memperoleh tingkat akurasi sebesar 90,59%, sedangkan (Maulana et al., 2024) memperoleh akurasi sebesar 98% dalam melakukan klasifikasi sentimen yang berkaitan dengan judi online. Hasil tersebut menunjukkan bahwa SVM memiliki potensi yang baik untuk diterapkan dalam analisis sentimen terhadap opini masyarakat mengenai isu judi online.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini menggunakan sebanyak 1.000 tweet berbahasa Indonesia yang diperoleh dari media sosial X pada periode Juli 2024 sampai Juli 2025. Data yang dikumpulkan selanjutnya diproses melalui tahapan *preprocessing*, pembobotan menggunakan TF-IDF, pembagian data menjadi data latih dan data uji, klasifikasi menggunakan SVM, serta evaluasi model menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. Keseluruhan proses tersebut diimplementasikan dalam sistem monitoring berbasis web yang dirancang untuk menyajikan hasil analisis sentimen secara lebih terstruktur. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai kecenderungan opini masyarakat terhadap penanganan judi online berdasarkan data yang diperoleh dari media sosial X.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan pengembangan sistem untuk merancang sistem monitoring sentimen publik terhadap penanganan judi online pada media sosial X (Twitter) menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Penelitian diawali dengan identifikasi permasalahan berupa tingginya volume data teks yang tidak terstruktur serta beragamnya bentuk opini masyarakat mengenai kebijakan dan upaya penanganan judi online. Data penelitian berupa 1.000 tweet berbahasa Indonesia yang dikumpulkan berdasarkan kata kunci yang relevan, seperti “judi online”, “judol”, “blokir situs judi”, “berantas judi online”, “penanganan judi online”, dan “satgas judi online”. Penggunaan media sosial

sebagai sumber data didasarkan pada fungsinya sebagai ruang masyarakat dalam menyampaikan opini terhadap kebijakan pemerintah terkait judi online (Cahyo et al., 2025). Data yang diperoleh disimpan dalam format CSV, kemudian dilakukan *preprocessing* untuk membersihkan data dari URL, *mention*, simbol, angka, tanda baca, emoji, dan kata yang tidak diperlukan. Tahapan tersebut meliputi *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, normalisasi kata, dan *stemming*. Setelah data bersih diperoleh, setiap tweet diberi label ke dalam dua kelas sentimen, yaitu positif dan negatif. Sentimen positif diberikan terhadap opini yang mendukung upaya penanganan judi online, sedangkan sentimen negatif diberikan terhadap opini yang mengkritik, mengeluhkan, atau menilai penanganan judi online belum optimal.

Data yang telah diberi label selanjutnya dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20. Data latih digunakan untuk membangun model, sedangkan data uji digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan data yang belum pernah diproses sebelumnya. Sebelum diterapkan pada SVM, data teks ditransformasikan menjadi representasi numerik menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Selanjutnya, algoritma *Support Vector Machine* digunakan untuk melakukan klasifikasi dengan menentukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan data sentimen positif dan negatif. Pemilihan SVM didasarkan pada kemampuannya dalam menangani klasifikasi teks berdimensi tinggi serta menghasilkan kinerja yang stabil pada data dengan variasi yang besar (Prastiko & Wiranata, 2025). Performa model dievaluasi menggunakan *confusion matrix* serta metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil klasifikasi kemudian disajikan dalam bentuk jumlah dan persentase sentimen positif dan negatif serta visualisasi grafik pada sistem monitoring berbasis web. Pemodelan sistem dilakukan menggunakan UML yang meliputi *use case diagram* untuk menggambarkan interaksi admin dengan fitur sistem dan *activity diagram* untuk menggambarkan urutan aktivitas sistem, mulai dari proses login, pengunggahan dataset, *preprocessing*, klasifikasi SVM, hingga penyajian hasil analisis.

Implementasi sistem dilakukan menggunakan perangkat keras berupa laptop dengan prosesor Intel Core i3 atau setara, RAM minimal 8 GB, media penyimpanan HDD atau SSD, sistem operasi Windows 10/11 64-bit, serta koneksi internet untuk pengambilan data dan pengujian sistem berbasis web. Perangkat lunak yang digunakan meliputi Python sebagai bahasa pemrograman utama, Google Colaboratory atau Jupyter Notebook untuk pengolahan dan pengujian data, Pandas untuk pengelolaan dataset, Scikit-learn untuk TF-IDF, pembagian data, implementasi SVM dan evaluasi model, Sastrawi untuk *stemming* bahasa Indonesia, Matplotlib untuk visualisasi, serta Flask atau Streamlit untuk membangun prototipe sistem monitoring berbasis web. Draw.io digunakan untuk membuat diagram perancangan sistem, sedangkan Google Chrome digunakan untuk mengakses media sosial X, menjalankan sistem berbasis web, dan menampilkan hasil analisis. Sistem dirancang dengan beberapa antarmuka utama, yaitu halaman login, dashboard, upload dataset, *preprocessing*, klasifikasi SVM, dan halaman hasil. Pada tahap klasifikasi, admin dapat

menentukan rasio data latih dan data uji, termasuk rasio 80:20, kemudian menjalankan proses pelatihan model dan memperoleh hasil evaluasi berupa *confusion matrix*, *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Halaman hasil menampilkan distribusi sentimen dalam bentuk grafik serta tabel rincian tweet beserta label sentimennya sehingga hasil klasifikasi dapat diamati dan diverifikasi oleh admin.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Implementasi Antarmuka Sistem

Bagian ini membahas hasil penerapan antarmuka pada aplikasi web Guardian Judol. Pembahasan mencakup halaman login, dashboard, proses unggah dataset, tahapan *preprocessing*, proses klasifikasi menggunakan SVM beserta *confusion matrix*, hingga halaman hasil analisis dan fitur prediksi sentimen secara manual. Seluruh tampilan yang disajikan dalam bentuk tangkapan layar diperoleh langsung dari aplikasi saat dijalankan pada lingkungan pengujian penulis.

a. Tampilan Halaman Login

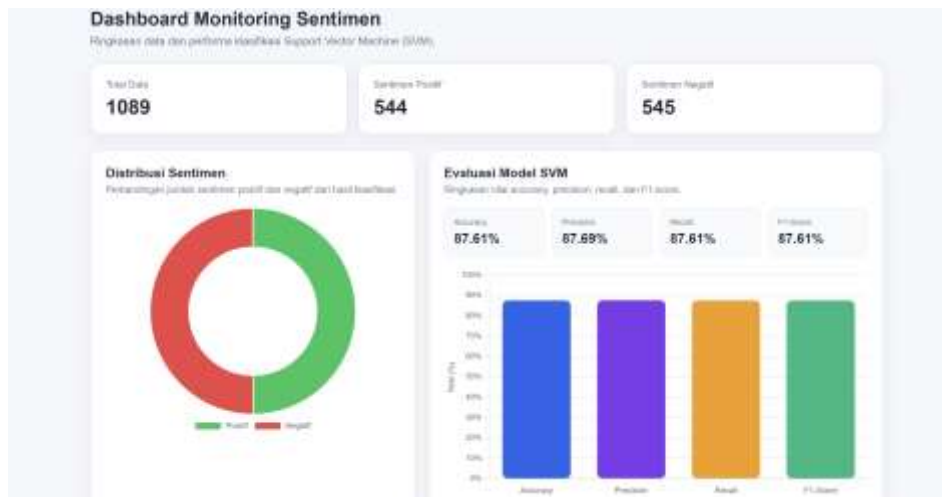
Halaman login menampilkan halaman autentikasi atau login pada sistem. Untuk masuk ke dalam aplikasi, pengguna perlu mengisi username dan password yang benar. Jika data yang dimasukkan tidak sesuai, sistem akan menampilkan pesan kesalahan dan pengguna tetap berada pada halaman login.



Gambar 1 Tampilan Halaman login

b. Tampilan Halaman Dashboard

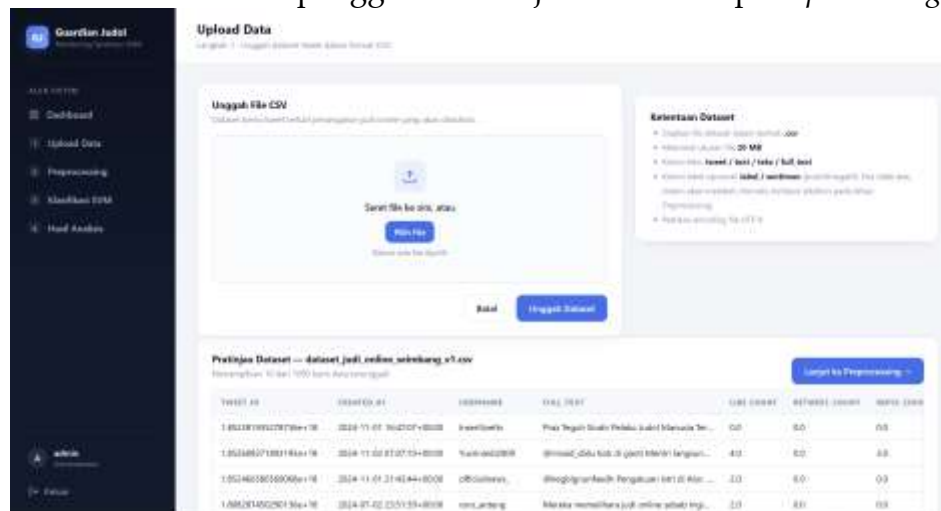
Halaman dashboard menampilkan ringkasan data berupa 1.089 tweet, yang terdiri atas 544 sentimen positif dan 545 sentimen negatif. Selain itu, dashboard juga dilengkapi grafik distribusi sentimen serta informasi mengenai kinerja model SVM, yaitu *accuracy* 87,61%, *precision* 87,69%, *recall* 87,61%, dan *F1-score* 87,61%. Informasi tersebut disajikan dalam bentuk kartu metrik dan grafik batang agar hasil analisis lebih mudah dibaca dan dipahami.



Gambar 2 Tampilan Halaman Dashboard

c. Tampilan Halaman Upload Data

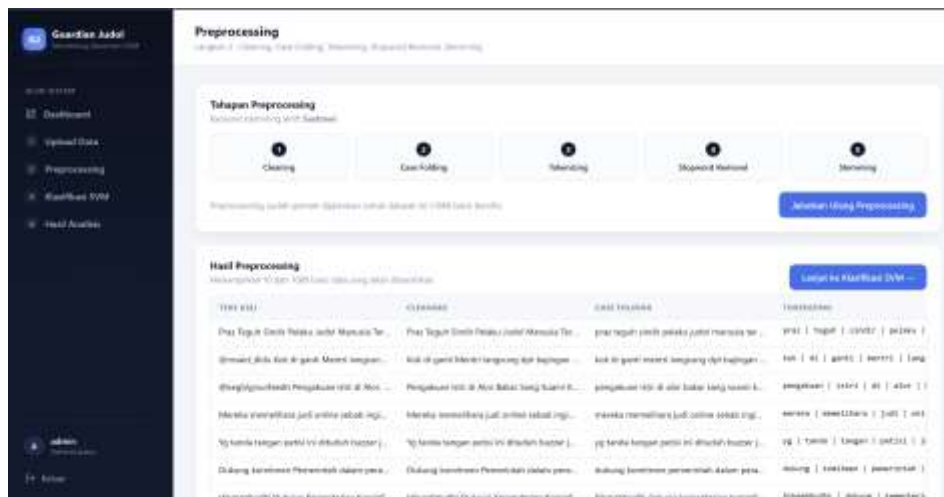
Halaman upload data pengguna dapat mengunggah dataset dalam format CSV melalui area drag-and-drop atau menggunakan tombol Pilih File. Sistem juga menampilkan ketentuan unggahan, seperti batas ukuran file dan struktur kolom yang dapat dikenali. Setelah proses unggah berhasil, sistem akan menampilkan pratinjau 10 dari 1.090 baris data sebelum pengguna melanjutkan ke tahap *Preprocessing*.



Gambar 3 Tampilan Halaman Upload Data

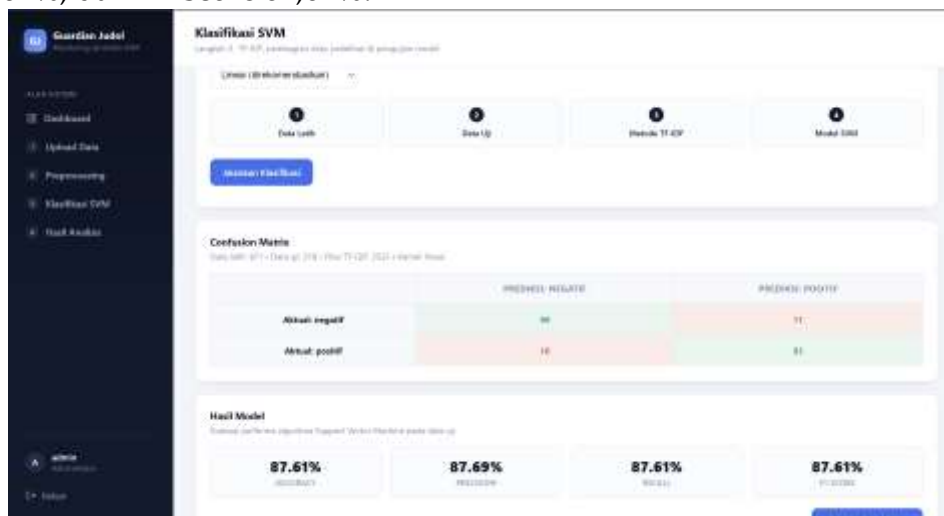
d. Tampilan Halaman Preprocessing

Halaman *Preprocessing* menampilkan proses pengolahan data teks yang dilakukan secara bertahap. Sistem menjalankan lima tahapan, yaitu Cleaning, Case Folding, Tokenizing, Stopword Removal, dan Stemming menggunakan Sastrawi. Setelah seluruh proses selesai, sistem menampilkan informasi bahwa sebanyak 1.089 data berhasil diproses. Hasil dari setiap tahap juga disajikan dalam bentuk tabel sehingga perubahan teks dari kondisi awal hingga menjadi teks bersih dapat dilihat secara langsung.

Gambar 4 Tampilan Halaman *Preprocessing*

e. Tampilan Halaman Klasifikasi SVM dan Confusion Matrix

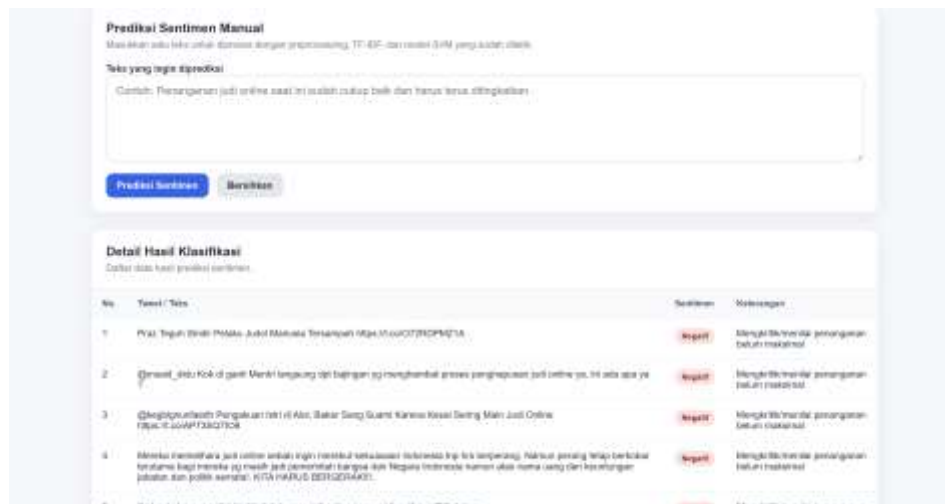
Halaman Klasifikasi SVM menampilkan hasil proses klasifikasi setelah pengguna menjalankan model dengan kernel linear. Pada tahap ini, sistem menggunakan 871 data sebagai data latih dan 218 data sebagai data uji, dengan jumlah fitur TF-IDF sebanyak 3.523 fitur. Hasil klasifikasi kemudian disajikan dalam bentuk confusion matrix serta nilai evaluasi model, yaitu accuracy 87,61%, precision 87,69%, recall 87,61%, dan F1-score 87,61%.



Gambar 5 Tampilan Halaman Klasifikasi SVM

f. Tampilan Halaman Hasil Analisis dan Prediksi Manual

Halaman Hasil Analisis menampilkan hasil klasifikasi sentimen sekaligus menyediakan fitur Prediksi Sentimen Manual. Melalui fitur ini, pengguna dapat memasukkan teks baru untuk diproses dan diklasifikasikan oleh model SVM yang telah dilatih. Selain itu, sistem juga menampilkan tabel Detail Hasil Klasifikasi yang berisi hasil sentimen pada setiap tweet beserta keterangannya, seperti kategori negatif yang menunjukkan adanya kritik terhadap penanganan judi online.



Gambar 6 Tampilan Halaman Hasil Analisis

g. Lingkungan dan Skenario Pengujian

Pengujian dilakukan pada aplikasi web “Guardian Judol” sebagai sistem monitoring sentimen publik terhadap penanganan judi online di media sosial X dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Proses pengujian dibagi menjadi dua bagian, yaitu pengujian fungsional menggunakan *Black Box Testing* untuk memastikan setiap fitur berjalan sesuai alur sistem, mulai dari Dashboard, Upload Data, *Preprocessing*, Klasifikasi SVM, hingga Hasil Analisis. Selain itu, dilakukan juga pengujian terhadap kinerja model SVM menggunakan data tweet yang telah dikumpulkan. Hasil dari seluruh pengujian tersebut kemudian dirangkum pada Tabel 1.

Tabel 1 Lingkungan Pengujian Sistem

Komponen	Spesifikasi
Bahasa Pemrograman	Python 3.12
Framework Web	Flask 3.1.3
Pustaka Pengolahan Data	pandas
Pustaka Machine Learning	scikit-learn (TfidfVectorizer, SVC, train_test_split)
Metode Ekstraksi Fitur	TF-IDF (Term Frequency – Inverse Document Frequency)
Algoritme Klasifikasi	<i>Support Vector Machine</i> (SVC)
Dataset Uji	dataset_judi_online_seimbang_v1.csv
Jumlah Data Awal	1.090 tweet (545 positif, 545 negatif – seimbang/balanced)
Kolom Teks Terpakai	full_text (terdeteksi otomatis oleh sistem)
Kolom Label Terpakai	sentimen (terdeteksi otomatis, label dari dataset digunakan langsung)

2. Pengujian Fungsional (*Black Box Testing*)

Pengujian *Black Box* dilakukan untuk mengecek apakah setiap fitur pada sistem dapat berfungsi sesuai tujuan yang telah ditetapkan. Pengujian mencakup proses login, unggah dataset, *preprocessing*, klasifikasi menggunakan SVM, tampilan hasil analisis, prediksi sentimen secara manual, ekspor data, serta logout. Setiap fungsi diuji melalui alur penggunaan yang menyerupai aktivitas pengguna pada aplikasi. Hasil dari seluruh pengujian tersebut kemudian dirangkum pada Tabel 2.

Tabel 2 Hasil Pengujian *Black Box*

No	Skenario Pengujian	Hasil yang Diharapkan	Hasil Aktual	Status
1	Akses /dashboard tanpa login	Redirect ke /login (302)	HTTP 302 → redirect to /login	Valid
2	Login dengan password salah	Tetap di halaman login, flash error	HTTP 200	Valid
3	Login dengan kredensial benar (admin/admin123)	Redirect ke /dashboard (302)	HTTP 302 → redirect to /dashboard	Valid
4	Akses /dashboard setelah login	HTTP 200	HTTP 200	Valid
5	Upload file berformat .txt (bukan .csv)	Ditolak, redirect ke /upload dengan flash error	HTTP 302 → redirect to /upload	Valid
6	Upload file dataset_judi_online_seimba ng_v1.csv (valid)	Dataset tersimpan, redirect ke /upload dengan flash sukses	HTTP 302 → redirect to /upload	Valid
7	Akses halaman /preprocessing setelah upload	HTTP 200	HTTP 200	Valid
8	Jalankan POST /api/preprocessing/run	HTTP 200, JSON success=True	HTTP 200 (total=1089, label_source=dataset)	Valid
9	Akses halaman /klasifikasi setelah preprocessing	HTTP 200	HTTP 200	Valid
10	Jalankan POST /api/klasifikasi/run (kernel=linear, test_size=20%)	HTTP 200, model & metrics tersimpan	HTTP 200 (accuracy=87, 61%)	Valid
11	Akses halaman /hasil setelah klasifikasi	HTTP 200	HTTP 200	Valid

12	Prediksi manual teks negatif (uji manual)	HTTP 200, sentimen terprediksi	HTTP 200 (hasil=positif, confidence=75.30)	Valid
13	Prediksi manual teks positif (uji manual)	HTTP 200, sentimen terprediksi	HTTP 200 (hasil=positif, confidence=100.0)	Valid
14	Export hasil analisis ke CSV	HTTP 200, content-type text/csv	HTTP 200	Valid
15	Logout	Redirect ke /login (302)	HTTP 302 → redirect to /login	Valid
16	Akses /dashboard setelah logout	Redirect ke /login (302)	HTTP 302 → redirect to /login	Valid

Berdasarkan Tabel 2, seluruh 16 skenario pengujian *Black Box* memperoleh status valid. Hasil ini menunjukkan bahwa fitur login, unggah data, *preprocessing*, klasifikasi SVM, hasil analisis, prediksi manual, ekspor data, dan pembatasan akses telah berjalan sesuai fungsi yang diharapkan. Khusus pada prediksi manual, status valid menunjukkan bahwa fitur dapat menerima input dan menghasilkan prediksi, sedangkan ketepatan hasil klasifikasi tetap dinilai melalui confusion matrix dan metrik evaluasi model.

3. Pengujian Tahap *Preprocessing* Data

Tahap *preprocessing* dilakukan terhadap 1.090 data tweet yang telah diunggah melalui menu Upload Data. Sistem secara otomatis mengenali kolom teks *full_text* dan kolom label sentimen, sehingga proses klasifikasi menggunakan label yang sudah tersedia pada dataset. *Preprocessing* dilakukan melalui enam tahap, yaitu Cleaning, Case Folding, Tokenizing, Stopword Removal, dan Stemming.

Dari seluruh data awal, terdapat 1 baris berlabel negatif yang menjadi kosong setelah proses cleaning karena hanya berisi mention, tagar, dan tautan. Data tersebut kemudian dihapus, sehingga jumlah data yang digunakan pada tahap klasifikasi menjadi 1.089 data, terdiri atas 544 data negatif dan 545 data positif. Distribusi tersebut menunjukkan bahwa jumlah kedua kelas tetap hampir seimbang.

Tabel 3 Contoh Hasil Setiap Tahap *Preprocessing*

Tahap	Contoh 1	Contoh 2
Teks Asli	Praz Teguh Sindir Pelaku Judol Manusia Tersampah https://t.co/O72...	Dukung komitmen Pemerintah dalam perangai Judol #BerantasJudol

		https://t.co/DXA...
Cleaning	Praz Teguh Sindir Pelaku Judol Manusia Tersampah	Dukung komitmen Pemerintah dalam perangi Judol
Case Folding	praz teguh sindir pelaku judol manusia tersampah	dukung komitmen pemerintah dalam perangi judol
Tokenizing	[praz, teguh, sindir, pelaku, judol, manusia, tersampah]	[dukung, komitmen, pemerintah, dalam, perangi, judol]
Stopword Removal	[praz, teguh, sindir, pelaku, judi, online, manusia, tersampah]	[dukung, komitmen, pemerintah, perangi, judi, online]
Stemming	[praz, teguh, sindir, laku, judi, online, manusia, sampah]	[dukung, komitmen, perintah, rang, judi, online]
Teks Bersih (final)	praz teguh sindir laku judi online manusia sampah	dukung komitmen perintah rang judi online

Contoh pada Tabel 3 Pada tahap stemming, Sastrawi menghasilkan beberapa bentuk dasar seperti “pelaku” menjadi “laku”, “tersampah” menjadi “sampah”, dan “pemerintah” menjadi “perintah”. Namun, kata “perangi” berubah menjadi “rang”, sehingga hasil stemming pada beberapa kata masih perlu diperhatikan karena dapat memengaruhi hasil *preprocessing* dan klasifikasi.

4. Pengujian Kinerja Model Klasifikasi SVM

Pengujian kinerja model dilakukan untuk melihat kemampuan *Support Vector Machine* (SVM) dalam mengklasifikasikan sentimen pada data yang telah melalui tahap *preprocessing*. Proses pengujian mencakup pembentukan fitur menggunakan TF-IDF, pembagian data latih dan data uji dengan beberapa rasio, serta penggunaan beberapa jenis kernel SVM. Kinerja dari setiap skenario kemudian dievaluasi berdasarkan nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score untuk mengetahui konfigurasi model yang memberikan hasil terbaik.

a. Ekstraksi Fitur TF-IDF

Sebanyak 1.089 data yang telah melalui tahap *preprocessing* kemudian diubah ke dalam bentuk numerik menggunakan metode TF-IDF (*TfidfVectorizer*). Proses tersebut menghasilkan 3.523 fitur kata yang digunakan untuk merepresentasikan bobot setiap term pada seluruh data tweet. Jumlah fitur yang dihasilkan tetap sama pada setiap skenario pengujian karena seluruh pengujian menggunakan data hasil *preprocessing* yang sama.

b. Skenario Pengujian: Variasi Rasio Pembagian Data dan Kernel

Pengujian model SVM dilakukan menggunakan tiga rasio pembagian data latih

dan data uji, yaitu 90:10, 80:20, dan 70:30. Setiap rasio kemudian diuji dengan tiga jenis kernel, yaitu linear, RBF, dan polynomial, sehingga diperoleh 9 skenario pengujian. Seluruh skenario menggunakan data hasil *preprocessing* yang sama, dengan *random_state*=42 dan stratifikasi label agar pembagian kelas pada data latih dan data uji tetap proporsional. Hasil dari masing-masing skenario disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4 Skenario Pengujian: Variasi Rasio Pembagian Data dan Kernel

No	Kernel	Rasio Latih:Uji	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
1	linear	90:10	88,07	88,20	88,07	88,07
2	rbf	90:10	86,24	86,86	86,24	86,19
3	poly	90:10	87,16	88,47	87,16	87,06
4	linear	80:20	87,61	87,69	87,61	87,61
5	rbf	80:20	84,86	85,01	84,86	84,85
6	poly	80:20	80,73	81,25	80,73	80,65
7	linear	70:30	87,16	87,25	87,16	87,15
8	rbf	70:30	85,93	86,20	85,93	85,91
9	poly	70:30	81,35	82,23	81,35	81,22

Berdasarkan Tabel 4, kernel linear menunjukkan hasil paling baik pada seluruh rasio pembagian data yang diuji. Pada rasio 90:10, akurasi yang diperoleh sebesar 88,07%, sedangkan pada rasio 80:20 dan 70:30 masing-masing sebesar 87,61% dan 87,16%. Nilai tersebut masih lebih tinggi dibandingkan kernel RBF dan polynomial pada rasio yang sama. Hasil ini menunjukkan bahwa kernel linear lebih sesuai untuk data teks berbasis TF-IDF yang memiliki dimensi tinggi dan bersifat sparse. Dari sembilan skenario, akurasi tertinggi diperoleh pada rasio 90:10, sementara aplikasi tetap menggunakan rasio 80:20 sebagai skenario utama dengan akurasi 87,61%.

c. Hasil Pengujian pada Skenario Utama (Kernel Linear, Split 80:20)

Pada skenario utama, sistem menggunakan kernel linear dengan pembagian data 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian, yaitu 871 data latih dan 218 data uji. Dari pengujian tersebut, model memperoleh accuracy 87,61%, precision 87,69%, recall 87,61%, dan F1-score 87,61%. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan data hasil *preprocessing* dengan 3.523 fitur TF-IDF. Hasil confusion matrix secara rinci disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5 Confusion Matrix Skenario Utama (Kernel Linear, Split 80:20)

Aktual \ Prediksi	Prediksi Negatif	Prediksi Positif	Total
Aktual Negatif	98	11	109

Aktual \ Prediksi	Prediksi Negatif	Prediksi Positif	Total
Aktual Positif	16	93	109
Total	114	104	218

Dari total 218 data uji, model mampu mengenali 98 dari 109 tweet negatif dengan benar, sedangkan 11 tweet negatif lainnya terklasifikasi sebagai positif. Pada kelas positif, sebanyak 93 dari 109 tweet berhasil diprediksi dengan tepat, sementara 16 tweet salah diklasifikasikan sebagai negatif. Nilai recall pada kelas negatif mencapai 89,91%, sedikit lebih tinggi dibandingkan recall kelas positif sebesar 85,32%. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sedikit lebih baik dalam mengenali sentimen negatif atau kritik dibandingkan sentimen positif atau dukungan pada data uji.

d. Perhitungan Manual

Nilai precision, recall, dan F1-score pada Tabel 6 dapat dihitung secara manual berdasarkan nilai pada confusion matrix di Tabel 5. Perhitungan ini digunakan untuk menunjukkan hubungan antara hasil prediksi model dengan nilai evaluasi yang ditampilkan oleh sistem. Rumus yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

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

Pada rumus tersebut, TP (True Positive) menunjukkan jumlah data pada suatu kelas yang berhasil diprediksi dengan benar. FP (False Positive) merupakan jumlah data dari kelas lain yang salah diprediksi sebagai kelas tersebut, sedangkan FN (False Negative) adalah jumlah data pada kelas tersebut yang salah diprediksi sebagai kelas lain.

a. Kelas Negatif

Berdasarkan confusion matrix, kelas negatif memiliki nilai TP = 98, FP = 16, dan FN = 11. Nilai precision dihitung dengan membandingkan jumlah prediksi negatif yang benar terhadap seluruh data yang diprediksi sebagai negatif.

$$Precision = \frac{98}{98 + 16} = \frac{98}{114} = 0,8596 = 85,96\%$$

Selanjutnya, nilai recall dihitung berdasarkan jumlah data negatif yang berhasil dikenali dengan benar dibandingkan seluruh data yang sebenarnya berlabel negatif.

$$Recall = \frac{98}{98 + 11} = \frac{98}{109} = 0,8991 = 89,91\%$$

Dari nilai precision dan recall tersebut, diperoleh nilai F1-score sebagai berikut:

$$F1-Score = 2 \times \frac{0,8596 \times 0,8991}{0,8596 + 0,8991} = 0,8789 = 87,89\%$$

Dengan demikian, pada kelas negatif model menghasilkan precision 85,96%, recall 89,91%, dan F1-score 87,89%.

b. Kelas Positif

Pada kelas positif diperoleh nilai TP = 93, FP = 11, dan FN = 16. Nilai precision dihitung sebagai berikut:

$$Precision = \frac{93}{93 + 11} = \frac{93}{104} = 0,8942 = 89,42\%$$

Nilai recall diperoleh dari perbandingan antara jumlah data positif yang diprediksi dengan benar terhadap seluruh data yang sebenarnya berlabel positif.

$$Recall = \frac{93}{93 + 16} = \frac{93}{109} = 0,8532 = 85,32\%$$

Selanjutnya, nilai F1-score dihitung menggunakan nilai precision dan recall tersebut:

$$F1-Score = 2 \times \frac{0,8942 \times 0,8532}{0,8942 + 0,8532} = 87,32\%$$

Hasil tersebut menunjukkan bahwa pada kelas positif model memperoleh precision 89,42%, recall 85,32%, dan F1-score 87,32%.

c. Rata-rata Tertimbang

Jumlah data uji pada kedua kelas sama, yaitu 109 data negatif dan 109 data positif. Karena nilai support kedua kelas seimbang, rata-rata tertimbang pada kondisi ini menghasilkan nilai yang hampir sama dengan rata-rata sederhana dari kedua kelas.

Nilai precision rata-rata dihitung sebagai berikut:

$$\frac{85,96\% + 89,42\%}{2} = 87,69\%$$

Nilai recall rata-rata diperoleh sebesar:

$$\frac{89,91\% + 85,32\%}{2} = 87,61\%$$

Sementara itu, nilai F1-score rata-rata diperoleh sebesar:

$$\frac{87,89\% + 87,32\%}{2} = 87,61\%$$

Berdasarkan perhitungan tersebut, model memperoleh precision 87,69%, recall 87,61%, dan F1-score 87,61%. Hasil perhitungan manual ini sesuai dengan nilai yang ditampilkan oleh sistem pada Tabel 6 dan Gambar 5. Perbedaan kecil pada beberapa angka dapat terjadi karena pembulatan nilai desimal pada proses perhitungan.

Tabel 6 Precision, Recall, dan F1-Score per Kelas (Skenario Utama)

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	85,96%	89,91%	87,89%	109
Positif	89,42%	85,32%	87,32%	109
Rata-rata tertimbang	87,69%	87,61%	87,61%	218

5. Hasil Analisis Sentimen Keseluruhan Data

Model SVM pada skenario utama kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan seluruh 1.089 data pada halaman Hasil Analisis. Distribusi hasil klasifikasi tersebut disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7 Distribusi Sentimen Hasil Analisis

Sentimen	Jumlah Tweet	Persentase
Negatif (mengkritik/menilai penanganan belum maksimal)	545	50,05%
Positif (mendukung/menyetujui penanganan judi online)	544	49,95%
Total	1.089	100%

Hasilnya menunjukkan bahwa jumlah sentimen negatif dan positif hampir seimbang. Model mengklasifikasikan 545 tweet sebagai sentimen negatif (50,05%) dan 544 tweet sebagai sentimen positif (49,95%). Selisih yang hanya satu tweet menunjukkan bahwa tidak ada perbedaan yang mencolok antara kedua kelas sentimen pada data yang dianalisis.

a. Pengujian Prediksi Sentimen Manual

Fitur prediksi manual diuji dengan memasukkan contoh kalimat baru di luar dataset latih untuk melihat kemampuan generalisasi model. Hasil pengujian ditampilkan pada Tabel 8.

Tabel 8 Hasil Pengujian Prediksi Manual

Teks Input	Ekspektasi	Hasil Prediksi	Confidence
"Pemerintah sangat lambat dan tidak becus memberantas judi online, kecewa berat!"	Negatif	Positif	75,30%
"Terima kasih pemerintah, kerja keras berantas judi online sangat kami apresiasi"	Positif	Positif	100%

Kalimat kedua berhasil dikenali sebagai sentimen positif dengan tingkat keyakinan yang tinggi. Sementara itu, kalimat pertama yang mengandung kritik justru diprediksi sebagai positif. Hal ini dapat dipengaruhi oleh penggunaan TF-IDF yang lebih menekankan bobot kemunculan kata tanpa memahami konteks kalimat secara utuh. Selain itu, kata negasi seperti "tidak" termasuk dalam daftar stopwords, sehingga makna pada frasa seperti "tidak becus" dapat berkurang setelah proses *preprocessing*.

Pembahasan

Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode *Support Vector Machine* (SVM) mampu digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen publik terhadap penanganan judi online di media sosial X dengan hasil yang cukup baik. Pada skenario utama menggunakan kernel linear dengan rasio pembagian data 80:20, model memperoleh accuracy 87,61%, precision 87,69%, recall 87,61%, dan F1-score 87,61%. Nilai tersebut

menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi secara relatif stabil pada data yang digunakan.

Jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu, hasil penelitian ini masih berada pada rentang performa yang cukup kompetitif. Prastiko dan Wiranata (2025) memperoleh akurasi sebesar 90,59%, Maulana dan Yuliana (2024) sebesar 98%, sedangkan As Shidiq dan Alita (2025) memperoleh 83%. Perbedaan hasil tersebut dapat dipengaruhi oleh jumlah data, karakteristik tweet, tahapan *preprocessing*, pembagian data latih dan data uji, serta konfigurasi model yang digunakan pada setiap penelitian.

Pengujian terhadap tiga jenis kernel menunjukkan bahwa kernel linear menghasilkan akurasi tertinggi pada seluruh rasio pembagian data yang diuji. Akurasi yang diperoleh sebesar 88,07% pada rasio 90:10, 87,61% pada rasio 80:20, dan 87,16% pada rasio 70:30. Hasil ini mendukung penggunaan kernel linear pada data teks berbasis TF-IDF yang memiliki dimensi tinggi. Pada penelitian ini, proses pembobotan TF-IDF menghasilkan 3.523 fitur yang selanjutnya digunakan sebagai masukan pada model SVM.

Dilihat dari hasil klasifikasi keseluruhan data, model membagi 1.089 tweet menjadi 545 tweet bersentimen negatif atau 50,05% dan 544 tweet bersentimen positif atau 49,95%. Perbedaan yang hanya satu tweet menunjukkan bahwa distribusi sentimen dalam dataset hampir seimbang. Hal ini menggambarkan bahwa opini publik terhadap penanganan judi online tidak hanya berisi dukungan, tetapi juga kritik terhadap upaya penanganan yang dilakukan.

Hasil confusion matrix juga menunjukkan bahwa model mampu mengenali kedua kelas dengan cukup baik. Dari 109 data negatif, sebanyak 98 data berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan pada kelas positif terdapat 93 dari 109 data yang diprediksi dengan tepat. Nilai recall kelas negatif yang sedikit lebih tinggi menunjukkan bahwa model sedikit lebih baik dalam mengenali sentimen negatif dibandingkan sentimen positif pada data uji.

Meskipun hasil evaluasi model tergolong baik, pengujian prediksi manual menunjukkan bahwa model masih dapat melakukan kesalahan pada kalimat tertentu. Kesalahan ini terutama dapat muncul pada kalimat yang mengandung negasi atau konteks yang tidak sepenuhnya tertangkap oleh representasi TF-IDF. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa kualitas *preprocessing* serta pemilihan fitur tetap memiliki pengaruh terhadap hasil klasifikasi.

Secara keseluruhan, hasil penelitian telah menjawab rumusan masalah yang diajukan. Text mining dan SVM berhasil diterapkan untuk mengolah dan mengklasifikasikan opini publik, dengan akurasi utama sebesar 87,61%. Selain itu, sistem monitoring berbasis web juga berhasil dibangun untuk mendukung proses unggah data, *preprocessing*, klasifikasi SVM, evaluasi model, penyajian distribusi sentimen, dan prediksi manual. Hasil pengujian *Black Box* terhadap 16 skenario menunjukkan seluruh fungsi berjalan dengan status valid, sehingga sistem dapat digunakan sesuai kebutuhan penelitian.

KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan *Support Vector Machine* (SVM) dengan pembobotan Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) mampu mengklasifikasikan sentimen publik terhadap penanganan judi online pada media sosial X dengan kinerja yang cukup baik. Sistem yang dikembangkan berhasil mengintegrasikan tahapan pengolahan data, *preprocessing*, klasifikasi, prediksi, visualisasi, dan ekspor hasil dalam aplikasi berbasis web, dengan seluruh fungsi yang diuji melalui 16 skenario *Black Box* dinyatakan valid. Dari 1.090 tweet yang dikumpulkan, sebanyak 1.089 data digunakan dalam proses klasifikasi setelah satu data menghasilkan teks kosong pada tahap *preprocessing*. Representasi TF-IDF menghasilkan 3.523 fitur, sedangkan pengujian sembilan skenario menunjukkan bahwa kernel linear memberikan performa paling konsisten, dengan akurasi tertinggi sebesar 88,07% pada rasio data latih dan uji 90:10. Pada skenario 80:20 yang digunakan sebagai konfigurasi utama, model mencapai accuracy 87,61%, precision 87,69%, recall 87,61%, dan F1-score 87,61%. Distribusi hasil klasifikasi menunjukkan kecenderungan sentimen yang relatif seimbang, dengan 50,05% tweet dikategorikan negatif dan 49,95% positif, sehingga tidak ditemukan kecenderungan sentimen yang dominan terhadap penanganan judi online dalam dataset yang dianalisis. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan SVM berbasis TF-IDF dapat digunakan sebagai pendekatan awal untuk memetakan persepsi publik pada data media sosial berbahasa Indonesia, tetapi kemampuan model masih dipengaruhi oleh karakteristik bahasa yang kontekstual, khususnya penggunaan negasi, hubungan semantik antarkata, dan proses stemming. Oleh karena itu, pengembangan selanjutnya perlu mempertimbangkan strategi *preprocessing* yang lebih kontekstual serta representasi teks berbasis semantik, seperti word embedding atau transformer, untuk meningkatkan kemampuan model dalam menangkap makna dan konteks sentimen secara lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- Alia, R., Lumbanraja, F. R., & Andrian, R. (2025). *Classification of Public Sentiment towards the Performance of the Ministry of Communication and Digital regarding Online Gambling Jurnal Pepadun*. 6(3), 264–275. <https://doi.org/10.23960/pepadun.v6i3.295>
- Cahyo, D. D. N., Handayani, R., Lestari, V. B., & Febriani, S. (2025). *JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering) Sentiment Analysis of Public Opinion on Online Gambling Through*. 9(July), 99–115.
- Darwansah, W. M., Arifiyanti, A. A., & Hadiwiyan, R. (2025). *Classification and Mapping of Online Gambling Based on News Articles Using NER and SVM*. 8(2), 788–797.
- Hafika, R. A., Waruwu, S. A., Advis, Y., Sitohang, A., Noor, M. Y., Haikal, M., Majid, A., & Ramadhani, F. (2025). *PENERAPAN SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK ANALISIS SENTIMEN TWITTER TERHADAP EFISIENSI ANGGARAN*. 9(4), 5729–5736.
- Kurniawan, R., T, F. C. S., & Cs, M. (n.d.). *Analisis Aktivitas Judi Online di Media Sosial X (Twitter) Menggunakan Data Mining dan NLP Abstrak*. 6.

- Maulana, A., Yuliana, A., Bandung, T., Politeknik, J., Pesantren, J., & Cimahi, K. (2024). *ONLINE MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES DAN SUPPORT VECTOR MECHINE*. 12(3), 3706–3714.
- Perdana, R. B., Budi, I., Santoso, A. B., Ramadiah, A., & Putra, P. K. (2024). *Detecting Online Gambling Promotions on Indonesian Twitter Using Text Mining Algorithm*. 15(8), 942–949.
- Prastiko, A. D., & Wiranata, A. D. (2025). *Analisis Sentimen Publik terhadap Fenomena Judi Online di Media Sosial X dengan SVM*. 5–8.
- Zulfikar, D. A., Arrafi, S. A., Mauladan, E., Hafiz, R. S., Triwidodo, W., Informasi, S., Bina, U., Informatika, S., Online, J., & Sentimen, A. (2025). *ANALISIS SENTIMEN PUBLIK TERHADAP PENANGGULANGAN JUDI ONLINE*. 11(2), 480–488.