

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

SKRIPSI

DISUSUN OLEH

M. FAZALIQA OKVIN

2209010265



UMSU
Unggul | Cerdas | Terpercaya

PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI

FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA

MEDAN

2026

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

SKRIPSI

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana
Komputer (S.Kom) dalam Program Studi Sistem Informasi pada Fakultas
Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah
Sumatera Utara**

M. FAZALIQA OKVIN

2209010265

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

MEDAN

2026

LEMBAR PENGESAHAN

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

Nama Mahasiswa : M. FAZALIQA OKVIN

NPM : 2209010265

Program Studi : SISTEM INFORMASI

Menyetujui
Komisi Pembimbing



(Asrar Aspia Manurung, S.Pd., M.Pd.)
NIDN. 0121038502

Ketua Program Studi



(Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom., M.Kom.)
NIDN. 0117088902



(Dr. Ak Chayarami, S.Kom., M.Kom.)
NIDN. 0127099201

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

SKRIPSI

Saya menyatakan bahwa karya tulis ini adalah hasil karya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya.

Medan, Oktober 2026
Yang membuat pernyataan


Okvin

NPM. 2209010265

PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI

KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama : M.Fazaliqa Okvin
NPM : 2209010265
Program Studi : Sistem Informasi
Karya Ilmiah : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bedas Royalti Non-Eksekutif (*Non-Exclusive Royalty free Right*) atas penelitian skripsi saya yang berjudul:

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

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif ini, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara berhak menyimpan, mengalih media, memformat, mengelola dalam bentuk database, merawat dan mempublikasikan Skripsi saya ini tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan sebagai pemegang dan atau sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, Oktober 2026

Yang membuat pernyataan



M. Fazaliqa Okvin

NPM. 2209010265

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama Lengkap	: M. Fazaliqa Okvin
Tempat dan Tanggal Lahir	: Medan, 20 Oktober 2003
Alamat Rumah	: Jl. Deli Tua Gg. Aman No. 3A
Telepon/Faks/HP	: 0813-6257-8429
E-mail	: muhammadfazaliqa.okvin@gmail.com
Instansi Tempat Kerja	: -
Alamat Kantor	: -

DATA PENDIDIKAN

SD	: Al -Azhar Medan	TAMAT: 2015
SMP	: SMP Negri 2 Medan	TAMAT: 2018
SMA	: SMA Harapan Mandiri	TAMAT: 2021

KATA PENGANTAR



Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas limpahan rahmat, taufik, dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul **“Implementasi Metode Support Vector Machine pada Sistem Monitoring Sentimen Publik terhadap Penanganan Judi Online di Media Sosial X”**. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat akademis untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.

Penulis menyadari bahwa keberhasilan penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bimbingan, dukungan, dan doa dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang tulus kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Akrim, M.Pd., selaku Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
2. Bapak Assoc. Prof. Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
3. Ibu Dr. Firahmi Rizky, S.Kom., M.Kom., selaku Wakil Dekan I Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
4. Bapak Mhd. Basri, S.Si., M.Kom., selaku Wakil Dekan III Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.

5. Bapak Mahardika Abdi Prawira Tanjung, S.Kom, M.Kom., selaku Ketua Program Studi Sistem Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
6. Bapak Mulkan Azhari, S.Kom., M.Kom., selaku Sekretaris Program Studi Sistem Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
7. Bapak Asrar Aspia Manurung, S.Pd., M.Pd., selaku Dosen Pembimbing yang dengan penuh kesabaran telah meluangkan waktu, tenaga, dan pikiran untuk memberikan arahan, masukan, dan motivasi selama proses penyusunan skripsi ini.
8. Kedua orang tua tercinta, Bapak dan Mama, yang menjadi alasan terbesar penulis untuk terus melangkah hingga titik ini. Terima kasih atas kasih sayang yang tulus dan tak pernah putus, atas doa yang senantiasa dipanjatkan di setiap sujud. Terima kasih atas segala pengorbanan, baik tenaga, waktu, maupun materi, yang diberikan tanpa pernah mengeluh dan tanpa mengharapkan balasan. Di saat penulis merasa lelah dan ragu dalam menyelesaikan skripsi ini, nasihat dan semangat dari Bapak dan Mama selalu menjadi penguat yang membuat penulis bangkit kembali. Semoga Allah SWT senantiasa melimpahkan kesehatan, umur yang berkah, dan kebahagiaan kepada Bapak dan Mama, serta membalas seluruh kebaikan yang telah diberikan dengan sebaik-baik balasan.
9. Kepada sahabat-sahabat penulis, Terima kasih telah menjadi teman seperjuangan yang selalu memberikan dukungan, semangat, kebersamaan yang telah diberikan selama masa perkuliahan hingga skripsi ini dapat terselesaikan.
10. Kepada pemilik NIM 878265731, Terima kasih telah menjadi bagian dari perjalanan hidup penulis, yang selalu hadir memberikan semangat, perhatian, dan dukungan, terutama di saat penulis merasa lelah dan hampir menyerah, sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini.

11. Akhir kata, terima kasih yang sebesar-besarnya untuk diri penulis sendiri. Terima kasih sudah bertahan dan tidak menyerah sampai skripsi ini selesai, meskipun prosesnya tidak selalu mudah. Terima kasih sudah tetap bangkit setiap kali merasa lelah, bingung, dan ragu, serta tetap berusaha menyelesaikan apa yang sudah dimulai. Skripsi ini mungkin tidak sempurna, tetapi proses ini menjadi pengalaman yang penuh makna dan pembelajaran pribadi yang mendalam. Skripsi ini bukti perjuangan nyata dan patut dibanggakan.

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

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

**IMPLEMENTATION OF THE SUPPORT VECTOR MACHINE METHOD
IN A PUBLIC SENTIMENT MONITORING SYSTEM FOR THE
HANDLING OF ONLINE GAMBLING ON SOCIAL MEDIA 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.*

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	Error! Bookmark not defined.
PERNYATAAN ORISINALITAS	ii
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI ..	Error! Bookmark not defined.
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS ...	Error! Bookmark not defined.
RIWAYAT HIDUP	v
KATA PENGANTAR.....	vi
ABSTRAK	ix
<i>ABSTRACT</i>	x
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang Masalah	1
1.3. Batasan Masalah.....	4
1.4. Tujuan Penelitian.....	4
1.5. Manfaat Penelitian.....	4
BAB II LANDASAN TEORI	6
2.1. Analisis Sentimen.....	6
2.2. Text Mining.....	7
2.3. Judi Online dan Dampak Sosialnya.....	8
2.4. Media Sosial X (Sebelumnya Twitter).....	9
2.5. Preprocessing Data Teks	10
2.5.1. Cleaning.....	11
2.5.2. Case Folding	11
2.5.3. Tokenizing	12
2.5.4. Stopword Removal	12
2.5.5. Stemming.....	12
2.6. Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF).....	13
2.7. Algoritma Support Vector Machine (SVM).....	14
2.8. Penelitian Terdahulu.....	16
BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN	18
3.1. Analisis Permasalahan.....	18
3.2. Algoritma Sistem.....	18
3.2.1. Alur Penelitian	19

3.2.2. Penjelasan Algoritma.....	19
3.2.3. Lingkungan Pengembangan Sistem	21
3.3. Pemodelan dan Perancangan Sistem	23
3.3.1. Use Case Diagram	23
3.3.2. Activity Diagram	25
3.4. Perancangan Antarmuka.....	27
3.4.1. Halaman Login	27
3.4.2. Halaman Dashboard	27
3.4.3. Halaman Upload Data	28
3.4.4. Rancangan Halaman Preprocessing Data	29
3.4.5 Rancangan Halaman Klasifikasi SVM	30
3.5.6. Rancangan Hasil	31
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	33
4.1. Implementasi Antarmuka Sistem	33
4.1.1. Tampilan Halaman Login	33
4.1.2. Tampilan Halaman Dashboard	34
4.1.3. Tampilan Halaman Upload Data	34
4.1.4. Tampilan Halaman Preprocessing	35
4.1.5. Tampilan Halaman Klasifikasi SVM dan Confusion Matrix	36
4.1.6. Tampilan Halaman Hasil Analisis dan Prediksi Manual	37
4.2. Lingkungan dan Skenario Pengujian.....	37
4.3. Pengujian Fungsional (Black Box Testing).....	38
4.4. Pengujian Tahap Preprocessing Data	40
4.5. Pengujian Kinerja Model Klasifikasi SVM.....	42
4.5.1. Ekstraksi Fitur TF-IDF	42
4.5.2. Skenario Pengujian: Variasi Rasio Pembagian Data dan Kernel	42
4.5.3. Hasil Pengujian pada Skenario Utama (Kernel Linear, Split 80:20).....	43
4.5.4. Perhitungan Manual.....	44
4.7. Pengujian Prediksi Sentimen Manual.....	48
4.8. Pembahasan	49
BAB V PENUTUP.....	52
5.1. Kesimpulan.....	52
5.2. Saran.....	54
DAFTAR PUSTAKA.....	56
LAMPIRAN.....	59

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu	16
Tabel 4. 1 Lingkungan Pengujian Sistem	38
Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Black Box	39
Tabel 4. 3 Contoh Hasil Setiap Tahap Preprocessing	41
Tabel 4. 4 Skenario Pengujian: Variasi Rasio Pembagian Data dan Kernel.....	43
Tabel 4. 5 Confusion Matrix Skenario Utama (Kernel Linear, Split 80:20).....	44
Tabel 4. 6 Precision, Recall, dan F1-Score per Kelas (Skenario Utama)	47
Tabel 4. 7 Distribusi Sentimen Hasil Analisis	48
Tabel 4. 8 Hasil Pengujian Prediksi Manual	48

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Alur Penelitian.....	19
Gambar 3. 2 Use Case Diagram.....	24
Gambar 3. 3 Activity Diagram.....	25
Gambar 3. 4 Halaman Login.....	27
Gambar 3. 5 Halaman Dashboard	28
Gambar 3. 6 Halaman Upload Data	29
Gambar 3. 7 Halaman Preprocessing	30
Gambar 3. 8 Halaman Klasifikasi SVM	31
Gambar 3. 9 Halaman Hasil Analisis	32
Gambar 4. 1 Tampilan Halaman login.....	33
Gambar 4. 2 Tampilan Halaman Dashboard.....	34
Gambar 4. 3 Tampilan Halaman Upload Data.....	35
Gambar 4. 4 Tampilan Halaman Preprocessing.....	36
Gambar 4. 5 Tampilan Halaman Klasifikasi SVM	36
Gambar 4. 6 Tampilan Halaman Hasil Analisis	37

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Perkembangan internet telah mengubah cara masyarakat berkomunikasi, memperoleh informasi, dan melakukan berbagai aktivitas melalui media digital. Kemudahan tersebut memberikan banyak manfaat, tetapi juga membuka peluang berkembangnya aktivitas ilegal, salah satunya judi online. Akses yang mudah melalui perangkat digital membuat aktivitas perjudian dapat dilakukan kapan saja dan dari berbagai tempat. Kondisi ini menjadikan judi online sebagai persoalan yang berdampak pada kehidupan sosial maupun ekonomi masyarakat.

Judi online dapat menimbulkan berbagai permasalahan, seperti kerugian finansial, kecanduan, utang, konflik keluarga, dan tekanan psikologis. Berdasarkan laporan PPATK tahun 2023, tercatat sekitar 168 juta transaksi judi online dengan nilai mencapai Rp327 triliun. Jumlah tersebut meningkat sangat jauh dibandingkan tahun 2017 yang hanya sekitar 250.000 transaksi dengan nilai Rp2 triliun (Darwansah et al., 2025). Data tersebut menunjukkan bahwa judi online telah berkembang menjadi persoalan nasional yang membutuhkan penanganan secara berkelanjutan.

Berbagai upaya telah dilakukan untuk menekan aktivitas judi online, mulai dari pemblokiran situs, penghapusan konten promosi, penindakan terhadap pihak yang terlibat, hingga peningkatan literasi digital. Namun, pelaksanaannya masih menghadapi berbagai kendala karena situs maupun konten judi online dapat muncul kembali dalam bentuk yang berbeda. Kondisi tersebut menimbulkan beragam tanggapan masyarakat, baik berupa dukungan terhadap tindakan pemerintah

maupun kritik terhadap efektivitas penanganan yang dilakukan.

Media sosial X menjadi salah satu tempat masyarakat menyampaikan pendapat mengenai penanganan judi online. Melalui tweet, pengguna dapat menyampaikan dukungan, kritik, maupun keluhan terhadap suatu kebijakan secara terbuka dan cepat. Namun, data dari media sosial umumnya berbentuk teks tidak terstruktur dan sering mengandung singkatan, simbol, tautan, serta variasi bahasa. Jumlah data yang besar juga menyebabkan analisis secara manual membutuhkan waktu yang lama sehingga diperlukan pendekatan yang mampu mengolah opini tersebut secara lebih sistematis.

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah text mining dan analisis sentimen. Data tweet terlebih dahulu melalui tahap preprocessing untuk mengurangi unsur yang tidak diperlukan, kemudian diubah menjadi bentuk numerik menggunakan Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Dalam penelitian ini, opini masyarakat dikelompokkan menjadi sentimen positif dan negatif. Sentimen positif menggambarkan dukungan terhadap penanganan judi online, sedangkan sentimen negatif menunjukkan kritik atau ketidakpuasan terhadap penanganan tersebut. TF-IDF digunakan untuk memberikan bobot pada kata sebelum data diproses oleh algoritma klasifikasi.

Proses klasifikasi pada penelitian ini menggunakan Support Vector Machine (SVM) karena mampu menangani data teks dengan jumlah fitur yang besar. SVM bekerja dengan mencari batas pemisah terbaik antara kelas positif dan negatif berdasarkan fitur yang dihasilkan melalui TF-IDF. Penggunaan SVM juga didukung oleh penelitian sebelumnya. (Prastiko & Wiranata, 2025) memperoleh akurasi 90,59%, sedangkan (Maulana et al., 2024) memperoleh akurasi 98% dalam

klasifikasi sentimen terkait judi online.

Penelitian ini menggunakan 1.000 tweet berbahasa Indonesia dari media sosial X pada periode Juli 2024 sampai Juli 2025. Data kemudian melalui preprocessing, pembobotan TF-IDF, pembagian data latih dan data uji, klasifikasi SVM, serta evaluasi menggunakan accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Seluruh proses tersebut diterapkan dalam sistem monitoring berbasis web agar hasil analisis sentimen dapat ditampilkan dengan lebih terstruktur. Berdasarkan permasalahan dan pendekatan tersebut, penelitian ini berjudul “IMPLEMENTASI METODE SUPPORT VECTOR MACHINE PADA SISTEM MONITORING SENTIMEN PUBLIK TERHADAP PENANGANAN JUDI ONLINE DI MEDIA SOSIAL X.”

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah yang telah diuraikan, maka rumusan masalah penelitian ini adalah:

1. Bagaimana penerapan text mining dan algoritma Support Vector Machine (SVM) dalam memonitor sentimen publik terhadap penanganan judi online di media sosial X?
2. Berapa tingkat akurasi algoritma Support Vector Machine (SVM) yang dihasilkan dalam proses klasifikasi sentimen publik terhadap penanganan judi online di media sosial X?
3. Bagaimana merancang sistem monitoring sentimen publik berbasis web untuk menampilkan hasil analisis sentimen terhadap penanganan judi online di media sosial X?

1.3. Batasan Masalah

1. Penelitian menggunakan data tweet berbahasa Indonesia dari media sosial X yang berkaitan dengan penanganan judi online.
2. Data yang digunakan berupa tweet berbahasa Indonesia yang dikumpulkan pada periode Juli 2024 sampai Juli 2025.
3. Metode klasifikasi yang digunakan adalah Support Vector Machine (SVM) dengan pembobotan fitur TF-IDF.
4. Klasifikasi sentimen dibatasi menjadi dua kelas, yaitu positif dan negatif.
5. Produk penelitian berupa aplikasi berbasis web untuk melakukan pengolahan data dan menampilkan hasil monitoring sentimen publik.

1.4. Tujuan Penelitian

1. Menerapkan text mining dan algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk memonitor sentimen publik terhadap penanganan judi online di media sosial X.
2. Mengukur tingkat akurasi algoritma Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan sentimen publik terhadap penanganan judi online di media sosial X.
3. Membangun sistem monitoring sentimen publik berbasis web yang dapat menyajikan hasil analisis sentimen terhadap penanganan judi online di media sosial X.

1.5. Manfaat Penelitian

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Bagi Peneliti Selanjutnya: Penelitian ini dapat menjadi referensi dalam bidang Sistem Informasi, khususnya terkait penerapan text mining dan algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk analisis sentimen publik di media sosial.
2. Bagi Pemerintah atau Instansi Terkait: Penelitian ini dapat memberikan gambaran mengenai sentimen publik terhadap penanganan judi online di media sosial X, sehingga dapat menjadi bahan pertimbangan dalam evaluasi kebijakan dan strategi penanganan judi online.
3. Bagi Penulis: Penelitian ini menjadi sarana untuk menerapkan ilmu yang diperoleh selama perkuliahan, terutama dalam pengolahan data teks, analisis sentimen, machine learning, dan pengembangan sistem monitoring berbasis web.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan salah satu bagian dari Natural Language Processing (NLP) yang digunakan untuk memahami kecenderungan opini dalam sebuah teks. Secara komputasi, analisis sentimen bekerja dengan cara mengolah data teks, mengenali pola kata, lalu mengklasifikasikan teks tersebut ke dalam kategori sentimen tertentu. Menurut (Cahyo et al., 2025), analisis sentimen memungkinkan proses ekstraksi dan klasifikasi opini yang terdapat pada data tekstual, terutama pada data media sosial yang bersifat tidak terstruktur. Dalam praktiknya, sentimen biasanya dikelompokkan menjadi beberapa polaritas, yaitu positif, negatif, dan netral, meskipun pada penelitian tertentu kategori yang digunakan dapat disesuaikan dengan kebutuhan analisis.

Tujuan utama analisis sentimen adalah membantu membaca opini publik dalam jumlah besar secara lebih cepat dan sistematis. Jika opini masyarakat dianalisis secara manual, prosesnya akan membutuhkan waktu lama karena data media sosial terus bertambah dan memiliki gaya bahasa yang beragam. (Prastiko & Wiranata, 2025) menjelaskan bahwa analisis sentimen dapat digunakan untuk mengetahui persepsi publik terhadap fenomena judi online di media sosial X, dengan mengelompokkan opini ke dalam sentimen positif dan negatif. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa analisis sentimen dapat memberikan gambaran kecenderungan respons masyarakat terhadap isu judi online secara lebih terukur.

Dalam penelitian ini, analisis sentimen digunakan untuk mengklasifikasikan opini publik terhadap penanganan judi online di media sosial X ke dalam dua kelas, yaitu positif dan negatif. Dengan demikian, teori analisis sentimen menjadi dasar utama untuk membaca apakah masyarakat cenderung mendukung atau mengkritik upaya penanganan judi online.

2.2. Text Mining

Text mining merupakan proses pengolahan data teks untuk menemukan informasi, pola, atau pengetahuan yang berguna dari data yang tidak terstruktur. Data teks seperti tweet, komentar, dan unggahan media sosial tidak dapat langsung dianalisis oleh komputer karena masih berbentuk kalimat bebas. Oleh karena itu, text mining digunakan untuk mengubah teks mentah menjadi data yang lebih teratur dan siap diproses. (Darwansah et al., 2025) menjelaskan bahwa text mining adalah teknik analisis data yang digunakan untuk mengekstraksi informasi bermakna dari teks tidak terstruktur, seperti berita digital maupun unggahan media sosial.

Dalam penerapannya, text mining memiliki hubungan erat dengan NLP karena keduanya sama-sama digunakan untuk memproses bahasa manusia agar dapat dipahami oleh sistem komputer. (Kurniawan et al., n.d.) menggunakan pendekatan data mining dan NLP untuk menganalisis aktivitas judi online di media sosial X, mulai dari proses crawling data, preprocessing teks, pelabelan sentimen, klasifikasi sentimen dengan TF-IDF, hingga visualisasi hasil analisis. Hal ini menunjukkan bahwa text mining tidak hanya berfungsi membersihkan data, tetapi juga membantu mengubah kumpulan teks menjadi informasi yang

dapat dianalisis lebih lanjut.

Dalam penelitian ini, text mining digunakan untuk mengolah tweet yang berkaitan dengan penanganan judi online, mulai dari pembersihan teks, pengubahan kata, sampai pembentukan fitur sebelum diklasifikasikan menggunakan algoritma Support Vector Machine.

2.3. Judi Online dan Dampak Sosialnya

Judi online merupakan bentuk perjudian yang dilakukan melalui media internet atau platform digital. Berbeda dengan perjudian konvensional, judi online lebih sulit dikendalikan karena dapat diakses kapan saja dan dari mana saja melalui perangkat digital. (Cahyo et al., 2025) menjelaskan bahwa judi online dalam lingkungan digital meningkatkan berbagai faktor risiko, seperti kemudahan akses, kecepatan permainan, intensitas bermain, serta kemungkinan munculnya penawaran yang semakin personal kepada pengguna. Kondisi ini membuat judi online menjadi masalah sosial yang serius karena berkaitan dengan kecanduan, kerugian finansial, tekanan psikologis, dan isolasi sosial.

Dari sudut pandang siber, judi online termasuk aktivitas ilegal yang memanfaatkan jaringan internet untuk menyebarkan konten perjudian. (Cahyo et al., 2025) juga menyebutkan bahwa judi online melalui internet tergolong sebagai kejahatan siber dan bertentangan dengan norma sosial maupun agama di Indonesia. Selain itu, (Perdana et al., 2024) menemukan bahwa media sosial ikut dimanfaatkan sebagai sarana promosi judi online melalui kata-kata seperti “link”, “situs”, “prediksi”, “jackpot”, “maxwin”, dan “togel”. Penyebaran promosi seperti ini memperbesar risiko paparan masyarakat terhadap konten judi online, terutama bagi kelompok rentan seperti anak muda dan pengguna aktif media sosial.

Pemerintah dan instansi terkait telah melakukan berbagai upaya penanganan, seperti pemblokiran situs, penghapusan konten, penguatan regulasi, serta penegakan hukum. Namun, (Cahyo et al., 2025) menjelaskan bahwa meskipun pemerintah telah menutup situs judi online, situs baru masih dapat muncul kembali dengan nama yang berbeda. Kondisi ini menimbulkan perdebatan di masyarakat, karena sebagian publik mendukung tindakan tegas pemerintah, sedangkan sebagian lainnya menilai penanganan tersebut belum cukup efektif. Dalam penelitian ini, teori tentang judi online dan dampak sosialnya digunakan sebagai dasar untuk memahami mengapa opini publik terhadap penanganan judi online penting untuk dimonitor melalui analisis sentimen.

2.4. Media Sosial X (Sebelumnya Twitter)

Media sosial X, yang sebelumnya dikenal sebagai Twitter, merupakan platform microblogging yang memungkinkan pengguna menyampaikan pendapat secara singkat, cepat, dan terbuka. Karakter utama media sosial X adalah penyebaran informasi yang berlangsung secara real-time, penggunaan hashtag, interaksi antarpengguna, serta kemudahan dalam membagikan opini terhadap isu yang sedang ramai dibicarakan. (Kurniawan et al., n.d.) menyebutkan bahwa media sosial X banyak digunakan dalam penyebaran konten judi online karena sifatnya yang terbuka, real-time, serta mendukung penyebaran konten melalui akun otomatis.

Media sosial X juga cocok digunakan sebagai sumber data analisis sentimen karena banyak opini publik muncul secara spontan di platform tersebut. (Prastiko & Wiranata, 2025) menggunakan data tweet berbahasa Indonesia dari media sosial X dengan kata kunci “judi online” dan “judol” untuk menganalisis sentimen

publik terhadap fenomena judi online. Sementara itu, (Perdana et al., 2024) menunjukkan bahwa Twitter Indonesia dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola teks dalam promosi judi online, sehingga platform ini relevan untuk penelitian yang berkaitan dengan pemantauan isu sosial dan konten ilegal berbasis teks.

Dalam konteks penelitian ini, media sosial X digunakan sebagai sumber data utama karena opini publik terhadap penanganan judi online banyak muncul dalam bentuk tweet. Dengan demikian, data dari X dapat digunakan untuk melihat kecenderungan sentimen masyarakat terhadap kebijakan atau tindakan penanganan judi online secara lebih cepat dan berbasis data.

2.5. Preprocessing Data Teks

Preprocessing data teks merupakan tahapan penting dalam analisis sentimen untuk mengubah data teks mentah yang diperoleh dari media sosial menjadi format yang siap diproses lebih lanjut. Data dari media sosial X sering kali mengandung berbagai jenis noise yang dapat mengganggu proses analisis. Menurut (Prastiko & Wiranata, 2025) preprocessing diperlukan untuk membersihkan data dari elemen-elemen yang tidak relevan, seperti URL, mention, emoji, tanda baca, serta kata-kata yang tidak dapat memberikan informasi yang signifikan dalam analisis sentimen.

Tahapan preprocessing terdiri dari beberapa langkah yang saling berurutan, di antaranya adalah cleaning, case folding, tokenizing, stopword removal, dan stemming. Setiap tahapan ini bertujuan untuk menyaring dan menyusun data agar lebih konsisten dan mudah dipahami oleh algoritma machine learning yang digunakan dalam penelitian ini, seperti Support Vector Machine (SVM).

(Kurniawan et al., n.d.) menyatakan bahwa preprocessing yang dilakukan dengan baik akan sangat mempengaruhi akurasi dan kualitas model analisis sentimen yang dibangun.

Berikut adalah tahapan-tahapan utama dalam preprocessing data teks pada penelitian ini:

2.5.1. Cleaning

Cleaning adalah tahapan pertama dalam preprocessing yang dilakukan untuk menghapus elemen-elemen yang tidak relevan dalam teks, seperti URL, mention (@), hashtag (#), angka, dan simbol lainnya yang sering muncul di media sosial. Proses ini bertujuan untuk menyederhanakan teks dan menghapus konten yang tidak memberikan informasi yang relevan dalam analisis sentimen. Misalnya, teks “Baca informasi lebih lanjut di <https://www.judionline.com>” akan dibersihkan menjadi “Baca informasi lebih lanjut”. Proses cleaning ini penting untuk mengurangi gangguan pada data yang dapat mengurangi akurasi model. (Alia et al., 2025) juga menyebutkan bahwa tahap ini adalah langkah awal yang sangat krusial dalam meningkatkan kualitas data untuk analisis sentimen.

2.5.2. Case Folding

Case folding adalah proses mengubah semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil. Hal ini dilakukan untuk menyamakan variasi penulisan kata yang mungkin terjadi pada teks, misalnya perbedaan penulisan “JUDI” dan “judi”. Tanpa case folding, kata yang seharusnya dianggap sama bisa dianggap berbeda oleh sistem. (Kurniawan et al., n.d.) menjelaskan bahwa dengan melakukan case folding, variasi kata yang disebabkan oleh perbedaan kapitalisasi akan dapat diseragamkan,

sehingga proses analisis menjadi lebih efisien.

2.5.3. Tokenizing

Setelah case folding, langkah berikutnya adalah tokenizing, yaitu memecah kalimat menjadi unit-unit kata atau token. Proses ini dilakukan agar sistem dapat mengenali setiap kata yang ada dalam teks sebagai elemen terpisah yang bisa dianalisis lebih lanjut. Misalnya, kalimat “Pemerintah harus berantas judi online” akan dipisahkan menjadi token: “Pemerintah”, “harus”, “berantas”, “judi”, dan “online”. (Darwansah et al., 2025) menyebutkan bahwa tokenizing membantu sistem dalam mengidentifikasi kata-kata kunci yang relevan dengan analisis sentimen, yang merupakan langkah penting sebelum pengolahan lebih lanjut.

2.5.4. Stopword Removal

Langkah selanjutnya adalah stopwords removal, yaitu menghapus kata-kata yang sering muncul dalam teks tetapi tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap analisis sentimen. Kata seperti “di”, “yang”, “dan”, “dari” sering kali dianggap tidak penting dalam analisis sentimen, sehingga dihapus untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi model. (Kurniawan et al., n.d.) menjelaskan bahwa penghapusan stopwords memungkinkan model untuk lebih fokus pada kata-kata yang lebih bermakna dan relevan dengan konteks analisis, seperti “blokir”, “pemerintah”, “judi”, dan “online”.

2.5.5. Stemming

Tahapan terakhir adalah stemming, yang bertujuan untuk mengembalikan kata berimbuhan ke bentuk dasarnya. Misalnya, kata “memblokir”, “diblokir”, dan “pemblokiran” akan dikembalikan ke bentuk dasar “blokir”. Stemming membantu

menyederhanakan variasi kata yang mungkin muncul dalam teks, sehingga kata-kata yang memiliki akar yang sama dianggap serupa. (Alia et al., 2025) menyebutkan bahwa stemming berfungsi untuk mereduksi kompleksitas data teks dan meningkatkan kualitas model dengan menyatukan kata-kata yang seharusnya memiliki arti yang sama.

2.6. Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) merupakan metode pembobotan kata yang digunakan untuk mengubah data teks menjadi bentuk numerik agar dapat diproses oleh algoritma machine learning. Setelah data tweet melalui tahap preprocessing, teks belum dapat langsung diklasifikasikan karena masih berbentuk kata atau kalimat. Oleh karena itu, TF-IDF digunakan untuk memberikan nilai bobot pada setiap kata berdasarkan tingkat kemunculannya dalam suatu dokumen dan tingkat kepentingannya terhadap keseluruhan dokumen. (Alia et al., 2025) menjelaskan bahwa TF-IDF memberikan bobot kata dengan menggabungkan nilai Term Frequency (TF) dan Inverse Document Frequency (IDF).

Adapun rumus TF-IDF dapat dituliskan sebagai berikut:

$$TF(t, d) = \frac{f(t, d)}{N_d}$$

$$IDF(t) = \log \left(\frac{N}{df(t)} \right)$$

$$TF-IDF = TF(t, d) \times IDF(t)$$

Keterangan:

$TF(t, d)$ = frekuensi kemunculan kata t dalam dokumen d

$f(t, d)$ = jumlah kemunculan kata t dalam dokumen d

N_d = jumlah seluruh kata dalam dokumen d

N = jumlah seluruh dokumen dalam dataset

$df(t)$ = jumlah dokumen yang mengandung kata t

Dalam konteks penelitian ini, TF-IDF digunakan untuk memberikan bobot pada kata-kata yang berkaitan dengan penanganan judi online, seperti “blokir”, “situs”, “judi”, “online”, “pemerintah”, “satgas”, dan “berantas”. Setelah proses TF-IDF selesai, setiap tweet akan direpresentasikan dalam bentuk vektor numerik yang dapat digunakan sebagai input pada algoritma Support Vector Machine. Dengan demikian, TF-IDF berperan sebagai tahap penghubung antara data teks hasil preprocessing dengan proses klasifikasi sentimen menggunakan SVM.

2.7. Algoritma Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma supervised learning yang digunakan untuk proses klasifikasi dan prediksi. Dalam analisis sentimen, SVM berfungsi untuk memisahkan data teks ke dalam kelas sentimen tertentu berdasarkan fitur yang telah dibentuk melalui pembobotan kata. (Zulfikar et al., 2025) menjelaskan bahwa SVM bekerja dengan mencari ruang pemisah paling optimal dari data yang memiliki kelas berbeda, sehingga dapat digunakan untuk menentukan apakah suatu teks termasuk sentimen positif atau negatif.

Konsep utama SVM adalah hyperplane, yaitu garis atau bidang pemisah terbaik yang membedakan dua kelas data. Pada penelitian ini, hyperplane digunakan untuk memisahkan sentimen positif dan negatif terhadap penanganan judi online. SVM mencari hyperplane dengan margin terbesar, yaitu jarak antara garis pemisah dengan data terdekat dari masing-masing kelas. Semakin besar margin yang terbentuk, semakin baik kemampuan model dalam membedakan kedua kelas sentimen.

SVM banyak digunakan dalam klasifikasi teks karena mampu menangani data berdimensi tinggi. Data hasil TF-IDF biasanya memiliki banyak fitur karena setiap kata dapat menjadi variabel dalam proses klasifikasi. Kernel Linear sering digunakan karena lebih stabil dan sesuai untuk data teks yang cenderung dapat dipisahkan secara linier. (Hafika et al., 2025) menunjukkan bahwa Kernel Linear memiliki performa yang baik dalam analisis sentimen Twitter dibandingkan kernel lain.

Penelitian (Prastiko & Wiranata, 2025) juga membuktikan bahwa SVM efektif digunakan dalam analisis sentimen judi online di media sosial X, dengan akurasi sebesar 90,59%. Dengan demikian, SVM digunakan dalam penelitian ini sebagai metode utama untuk mengklasifikasikan sentimen publik terhadap penanganan judi online ke dalam dua kelas, yaitu positif dan negatif, berdasarkan fitur teks hasil pembobotan TF-IDF.

2.8. Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu berperan untuk memahami perkembangan ilmu terkait topik yang dianalisis serta menyoroti perbedaan antara penelitian sebelumnya dengan penelitian ini.

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

No.	Peneliti (Tahun)	Judul Penelitian	Metode	Hasil Penelitian
1	Prastiko & Wiranata (2025)	"Analisis Sentimen Publik terhadap Fenomena Judi Online di Media Sosial X dengan SVM"	Support Vector Machine, TF-IDF	Menggunakan 1.006 tweet berbahasa Indonesia, SVM mencapai akurasi 90,59%, dengan 81,31% sentimen negatif.
2	Maulana & Yuliana (2024)	Analisis Sentimen Opini Publik Terkait Judi Online pada Pengguna Aplikasi X Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine	Naïve Bayes, Support Vector Machine	SVM lebih unggul dengan akurasi 98% dalam klasifikasi sentimen judi online dibandingkan Naïve Bayes.
3	As Shidiq & Alita (2025)	Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Kasus Judi Online Menggunakan Data dari Media Sosial X Pendekatan Naïve Bayes dan SVM	Naïve Bayes, Support Vector Machine	SVM memperoleh akurasi 83%, lebih baik dari Naïve Bayes yang 79% dalam analisis sentimen judi online.
4	Alia et al. (2025)	"Classification of Public Sentiment	Random Forest,	Random Forest dengan TF-IDF

		towards the Performance of the Ministry of Communication and Digital regarding Online Gambling"	XGBoost, TF-IDF	memperoleh akurasi 70,82% dalam klasifikasi sentimen terkait penanganan judi online.
5	Perdana et al. (2024)	"Detecting Online Gambling Promotions on Indonesian Twitter Using Text Mining Algorithm"	Text Mining, Random Forest, Logistic Regression, CNN, TF-IDF	TF-IDF + Random Forest berhasil mendeteksi promosi judi online dengan recall 0,958 dan precision 0,966.
6	Kurniawan & Charlos (2025)	Analisis Aktivitas Judi Online di Media Sosial X (Twitter) Menggunakan Data Mining dan NLP	Data Mining, NLP, TF-IDF, K-Means	Menggunakan crawling dan TF-IDF, penelitian ini menemukan pola promosi terorganisir di Twitter terkait judi online.

BAB III

ANALISIS DAN PERANCANGAN

3.1. Analisis Permasalahan

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem monitoring sentimen publik terhadap penanganan judi online di media sosial X (Twitter) dengan menggunakan Support Vector Machine (SVM). Permasalahan utama yang dihadapi adalah tingginya volume data yang tidak terstruktur dan beragamnya opini publik yang tersebar di platform media sosial. Twitter sebagai platform mikroblog memiliki banyak data yang dapat digunakan untuk menganalisis sentimen publik, namun karakteristik data ini sangat bervariasi, mulai dari tweet yang sangat singkat hingga yang panjang dan kompleks.

Penting untuk memiliki sistem yang dapat mengelola data teks tersebut dan mengklasifikasikan sentimen secara otomatis. Seperti yang ditemukan oleh (Cahyo et al., 2025) media sosial menjadi ruang bagi masyarakat untuk mengekspresikan opini mereka mengenai kebijakan pemerintah terkait judi online. Namun, tantangan utama adalah volume data yang besar dan variabilitas dalam cara orang mengekspresikan pendapat mereka, baik dalam bentuk teks yang formal maupun informal. Oleh karena itu, sistem yang dikembangkan harus dapat memproses data dalam jumlah besar, melakukan klasifikasi sentimen yang tepat, serta menyediakan visualisasi hasil yang dapat digunakan oleh pengambil kebijakan.

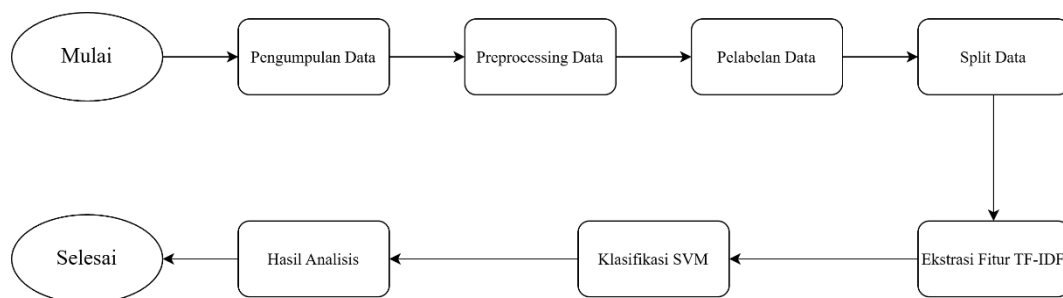
3.2. Algoritma Sistem

Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) yang telah terbukti efektif dalam klasifikasi teks

dengan dimensi tinggi dan dapat memberikan hasil yang stabil meskipun data yang diolah memiliki variasi yang besar. Penelitian oleh (Prastiko & Wiranata, 2025) menunjukkan bahwa SVM adalah salah satu algoritma terbaik untuk analisis sentimen karena kemampuannya dalam menangani data dengan dimensi tinggi dan hasil yang cukup baik dalam mengklasifikasikan sentimen publik

3.2.1. Alur Penelitian

Alur penelitian pada sistem monitoring sentimen ini dimulai dengan mengumpulkan 1.000 tweet berbahasa Indonesia dari media sosial X yang berkaitan dengan penanganan judi online. Data kemudian melalui tahap preprocessing dan pelabelan menjadi sentimen positif dan negatif. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Teks diubah ke bentuk numerik menggunakan TF-IDF, lalu diklasifikasikan menggunakan algoritma Support Vector Machine .



Gambar 3. 1 Alur Penelitian

3.2.2. Penjelasan Algoritma

Berikut penjelasan dari setiap tahapan alur penelitian di atas :

1. Pengumpulan Data, Tahap pertama dalam penelitian ini adalah pengumpulan data opini publik yang bersumber dari media sosial X. Data yang dikumpulkan berupa tweet berbahasa Indonesia yang membahas isu penanganan judi online. Proses pengumpulan data dilakukan berdasarkan kata kunci yang relevan dengan topik penelitian, seperti “judi online”, “judol”, “blokir situs judi”, “berantas judi online”, “penanganan judi online”, “satgas judi online”, dan kata kunci lain yang berkaitan.

Penggunaan kata kunci tersebut bertujuan agar data yang diperoleh benar-benar sesuai dengan fokus penelitian, yaitu opini masyarakat terhadap penanganan judi online. Data yang terkumpul kemudian disimpan dalam format .csv agar dapat diproses pada tahap selanjutnya.
2. Preprocessing Data, Data tweet yang diperoleh dari media sosial X masih berbentuk data mentah dan belum terstruktur. Oleh karena itu, dilakukan tahap preprocessing untuk membersihkan teks dari berbagai gangguan yang dapat memengaruhi hasil klasifikasi.
3. Pelabelan Data, Setelah data diproses melalui preprocessing, langkah berikutnya adalah pelabelan dengan membagi tweet menjadi dua kelas sentimen, yaitu positif dan negatif. Sentimen positif diberikan pada tweet yang mendukung atau menyetujui upaya penanganan judi online, seperti pemblokiran situs, penindakan pelaku, atau pemberantasan promosi. Sebaliknya, sentimen negatif diberikan pada tweet yang mengkritik, mengeluhkan, atau menilai penanganan belum maksimal
4. Pembagian Data, Data yang telah diberi label kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk melatih

model agar dapat mengenali pola sentimen, sedangkan data uji digunakan untuk menguji kemampuan model dalam mengklasifikasikan data baru. Pembagian data dilakukan agar model tidak hanya mampu mengenali data yang sudah dipelajari, tetapi juga dapat diuji kemampuannya terhadap data yang belum pernah diproses sebelumnya. Dengan demikian, performa algoritma Support Vector Machine dapat diukur secara lebih objektif.

5. Ekstraksi Fitur TF-IDF, Setelah data dibagi, tahap berikutnya adalah ekstraksi fitur menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Metode ini digunakan untuk mengubah data teks menjadi bentuk numerik agar dapat diproses oleh algoritma SVM.
6. Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) Data yang sudah berbentuk numerik kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Algoritma ini bekerja dengan mencari garis pemisah terbaik atau hyperplane untuk membedakan data sentimen positif dan negatif.
7. Hasil Analisis dan Performa Sistem menampilkan hasil analisis dan mengukur performa model. Hasil analisis berupa jumlah tweet bersentimen positif dan negatif, persentase masing-masing sentimen, serta visualisasi dalam bentuk grafik pada sistem monitoring berbasis web.

3.2.3. Lingkungan Pengembangan Sistem

Dalam membangun sistem monitoring sentimen publik terhadap penanganan judi online di media sosial X, dibutuhkan lingkungan pengembangan yang mendukung proses pengolahan data, pelatihan model, pengujian algoritma, serta perancangan tampilan sistem. Lingkungan pengembangan ini terdiri dari

perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan selama proses penelitian.

1. Perangkat keras yang digunakan dalam penelitian ini adalah laptop yang berfungsi untuk melakukan pengumpulan data, pengolahan data, penulisan kode program, pengujian model SVM, serta pembuatan rancangan sistem.

Spesifikasi perangkat keras yang digunakan adalah sebagai berikut:

- a. Processor: Intel Core i3 atau setara.
- b. Memory/RAM: minimal 8 GB.
- c. Storage: HDD atau SSD.
- d. Sistem Operasi: Windows 10/11 64-bit.
- e. Koneksi Internet: digunakan untuk proses pengambilan data dari media sosial X dan pengujian sistem berbasis web.

2. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini berfungsi untuk mendukung proses text mining, klasifikasi sentimen, dan pembangunan sistem monitoring. Adapun perangkat lunak yang digunakan adalah sebagai berikut:

- a. Python: digunakan sebagai bahasa pemrograman utama dalam proses pengolahan data dan penerapan algoritma Support Vector Machine.
- b. Google Colaboratory/Jupyter Notebook: digunakan untuk menjalankan kode program, mulai dari preprocessing data, pembobotan TF-IDF, sampai pengujian model SVM.
- c. Pandas: digunakan untuk membaca, mengelola, dan memanipulasi dataset tweet dalam format CSV.
- d. Scikit-learn: digunakan untuk proses pembobotan TF-IDF,

pembagian data latih dan data uji, implementasi algoritma SVM, serta evaluasi model menggunakan confusion matrix.

- e. Sastrawi: digunakan untuk membantu proses stemming pada teks berbahasa Indonesia, sehingga kata berimbuhan dapat diubah menjadi kata dasar.
- f. Matplotlib: digunakan untuk membuat visualisasi hasil analisis, seperti grafik distribusi sentimen positif dan negatif.
- g. Flask/Streamlit: digunakan untuk membangun prototipe sistem monitoring berbasis web agar hasil analisis dapat ditampilkan secara lebih mudah dipahami.
- h. Draw.io: digunakan untuk membuat rancangan diagram sistem, seperti flowchart, use case diagram, dan activity diagram.
- i. Google Chrome: digunakan sebagai browser untuk mengakses media sosial X, menjalankan sistem berbasis web, dan melihat hasil rancangan sistem.

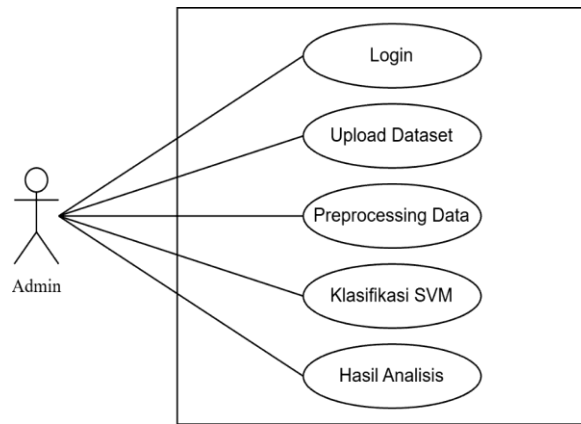
3.3. Pemodelan dan Perancangan Sistem

Pada tahap ini dilakukan pemodelan sistem untuk menggambarkan alur kerja sistem monitoring sentimen publik terhadap penanganan judi online di media sosial X. Pemodelan menggunakan UML, yaitu use case diagram untuk menunjukkan fitur yang dapat diakses admin dan activity diagram untuk menjelaskan alur aktivitas sistem.

3.3.1. Use Case Diagram

Use case diagram digunakan untuk menggambarkan hubungan antara admin dengan fitur-fitur yang tersedia di dalam sistem. Pada sistem monitoring sentimen

ini, admin memiliki hak akses penuh untuk menjalankan proses analisis sentimen dari awal sampai akhir.



Gambar 3. 2 Use Case Diagram

Berdasarkan gambar di atas, deskripsi dari masing-masing use case adalah sebagai berikut:

1. Login

Proses ini bertujuan untuk memastikan bahwa hanya pengguna yang memiliki akses yang dapat masuk ke dalam sistem monitoring sentimen.

2. Upload Dataset

Dataset yang digunakan berisi tweet terkait penanganan judi online dan disimpan dalam format CSV agar dapat diproses oleh sistem.

3. Preprocessing Data

Pada tahap ini, sistem melakukan pembersihan teks dari URL, mention, simbol, angka, tanda baca, emoji, serta kata-kata yang tidak diperlukan. Proses ini juga mencakup case folding, tokenizing, stopword removal, normalisasi kata, dan stemming.

4. Klasifikasi SVM

Sebelum diklasifikasikan, data teks terlebih dahulu diubah menjadi bentuk

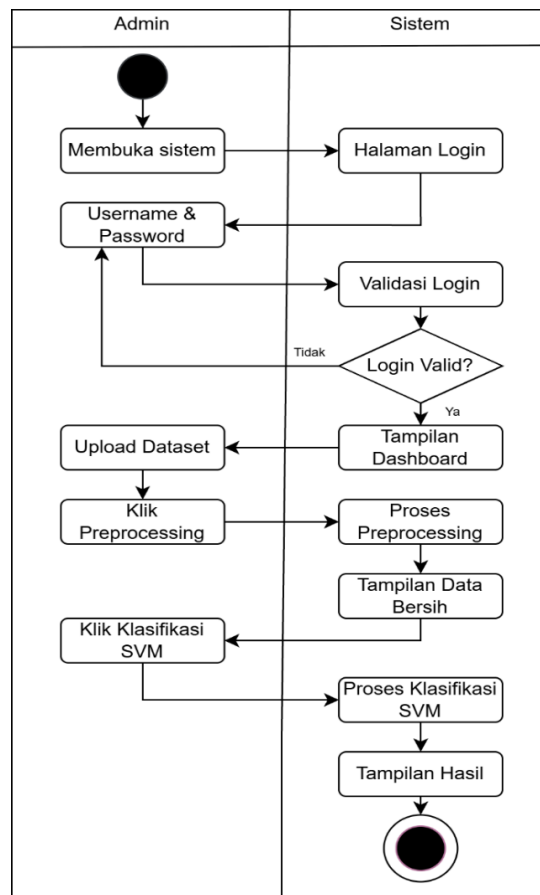
numerik menggunakan metode TF-IDF agar dapat diproses oleh model SVM.

5. Hasil Analisis

Hasil yang ditampilkan berupa jumlah sentimen positif dan negatif, grafik distribusi sentimen, tabel hasil klasifikasi, serta nilai evaluasi model seperti accuracy, precision, recall, dan f1-score.

3.3.2. Activity Diagram

Activity diagram digunakan untuk menggambarkan urutan aktivitas antara admin dan sistem. Diagram ini menjelaskan alur kerja sistem monitoring sentimen publik terhadap penanganan judi online, mulai dari admin membuka aplikasi sampai sistem menampilkan hasil analisis.



Gambar 3. 3 Activity Diagram

Berdasarkan gambar di atas, deskripsi alur aktivitas sistem adalah sebagai berikut:

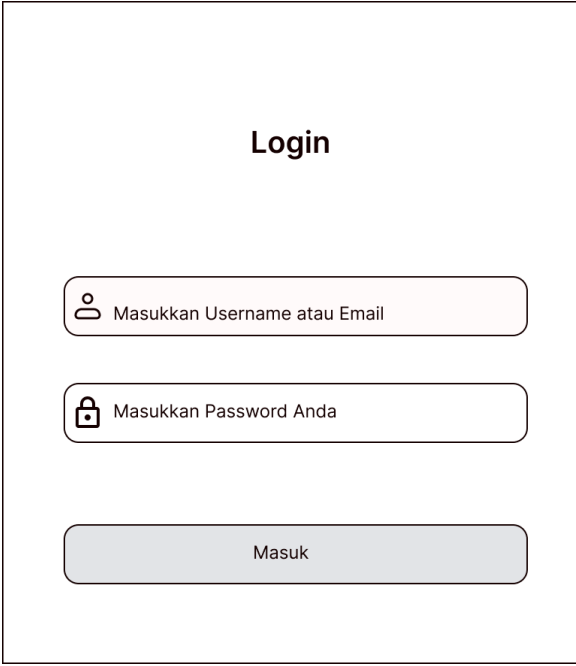
1. Membuka Sistem: Admin memulai proses dengan membuka sistem monitoring sentimen publik terhadap penanganan judi online.
2. Menampilkan Halaman Login: Sistem menampilkan halaman login sebagai halaman awal sebelum admin dapat mengakses fitur utama.
3. Username dan Password: Admin memasukkan username dan password pada form login yang tersedia.
4. Validasi Login: Sistem melakukan pemeriksaan terhadap username dan password yang dimasukkan oleh admin. Jika data login tidak valid, sistem akan kembali menampilkan halaman input password. Jika data login valid, admin diarahkan ke halaman dashboard.
5. Tampilan Dashboard: Sistem menampilkan halaman dashboard sebagai halaman utama. Pada halaman ini, admin dapat mengakses menu upload data, preprocessing, klasifikasi SVM, dan hasil analisis.
6. Upload Dataset CSV, Admin mengunggah dataset tweet dalam format CSV.
7. Proses Preprocessing: Admin mengaktifkan sistem agar melakukan pembersihan terhadap data mentah.
8. Data Bersih Ditampilkan: Sistem menyelesaikan pemrosesan dan menampilkan tabel berisi data yang telah dibersihkan.
9. Klasifikasi dengan SVM: Admin memulai proses klasifikasi menggunakan algoritma SVM melalui tombol eksekusi.
10. Tampilan Hasil Analisis: Sistem menuntaskan perhitungan dan menyajikan output akhir berupa grafik visual serta tabel evaluasi performa model.

3.4. Perancangan Antarmuka

Perancangan antarmuka (interface design) dibuat untuk menggambarkan visual sistem secara menyeluruh. Rancangan ini dirancang sederhana dan intuitif, dengan tujuan utama memudahkan pengguna dalam mengelola dataset serta meninjau hasil analisis sentimen secara efisien.

3.4.1. Halaman Login

Halaman login merupakan antarmuka yang memungkinkan pengguna mengakses sistem secara aman. Setiap admin harus memasukkan username dan password yang valid. Setelah sistem memverifikasi kredensial, pengguna diberikan akses ke halaman utama sistem. Rancangan halaman Login dapat dilihat pada Gambar 3.4:



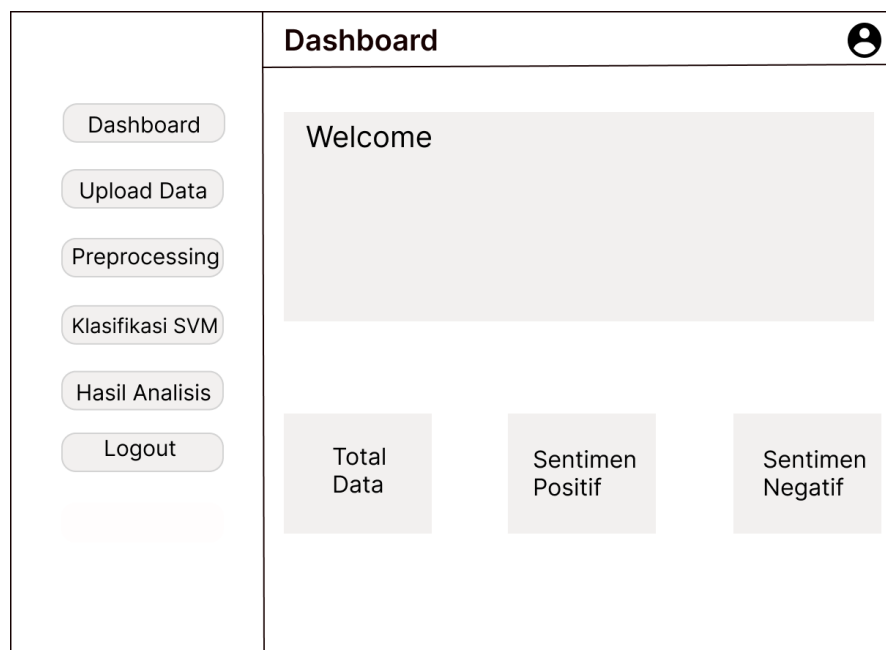
The image shows a login form with a light gray background. At the top, the word "Login" is centered in a bold, black font. Below it, there are two input fields. The first field has a user icon on the left and the text "Masukkan Username atau Email". The second field has a lock icon on the left and the text "Masukkan Password Anda". Below these fields is a button with the text "Masuk".

Gambar 3. 4 Halaman Login

3.4.2. Halaman Dashboard

Halaman Dashboard adalah halaman utama yang akan terlihat oleh Admin

setelah berhasil login ke dalam sistem. Halaman ini berfungsi sebagai pusat informasi yang menyajikan ringkasan statistik mengenai data yang telah diproses oleh sistem. Pada desain halaman ini, terdapat beberapa kartu informasi yang memberikan gambaran mengenai total data yang telah diunggah serta distribusi sentimen publik. Rancangan halaman Dashboard dapat dilihat pada Gambar 3.5:



Gambar 3. 5 Halaman Dashboard

3.4.3. Halaman Upload Data

Halaman Upload Data memungkinkan admin untuk mengunggah dataset tweet yang akan dianalisis. Admin dapat memilih file dalam format CSV menggunakan tombol Pilih File yang tersedia. Setelah memilih file, admin dapat melanjutkan ke tahap selanjutnya dengan menekan tombol Lanjut ke Preprocessing. Rancangan halaman Upload Data dapat dilihat pada Gambar 3.6:

Dashboard
Upload Data
Preprocessing
Klasifikasi SVM
Hasil Analisis
Logout

Upload Data

Unggah File CSV

Pilih File

1. Siapkan file dataset dalam bentuk CSV
2. Maksimal ukuran file 20mb
3. Pastikan format data sesuai

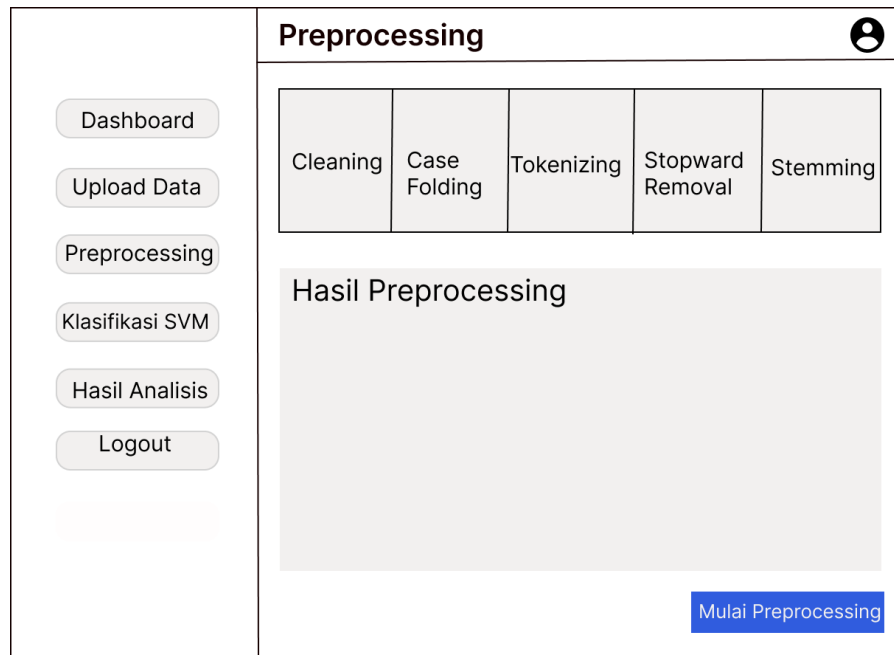
Batal

Lanjut ke Preprocessing

Gambar 3. 6 Halaman Upload Data

3.4.4. Rancangan Halaman Preprocessing Data

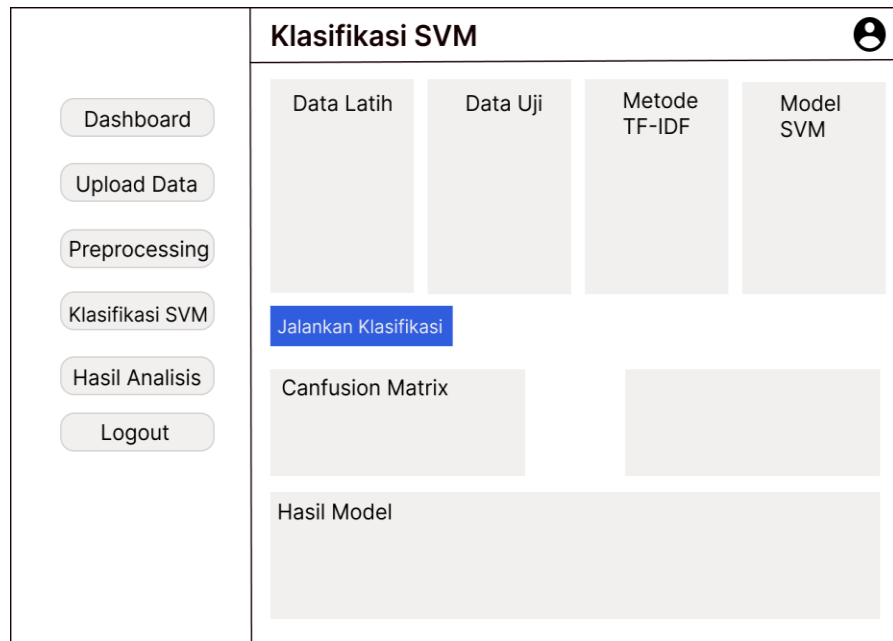
Halaman ini digunakan untuk memproses data yang telah diunggah dan membersihkannya agar siap digunakan dalam klasifikasi sentimen. Proses preprocessing terdiri dari beberapa tahapan, yaitu case folding, tokenizing, stopword removal, dan stemming, yang akan ditampilkan secara bertahap dalam bentuk tabel. Setiap tahap dapat dipantau dan diverifikasi oleh admin, sehingga admin dapat memastikan bahwa data yang digunakan sudah bersih dan terstruktur dengan baik sebelum lanjut ke tahap klasifikasi. Rancangan halaman Preprocessing Data dapat dilihat pada Gambar 3.7:



Gambar 3. 7 Halaman Preprocessing

3.4.5 Rancangan Halaman Klasifikasi SVM

Pada halaman ini, admin dapat memulai proses klasifikasi sentimen menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Admin diberi kontrol penuh untuk mengatur parameter pembagian data antara data latih dan data uji, misalnya dengan memilih rasio 80:20 menggunakan slider yang disediakan. Setelah proses pembagian data, admin dapat menekan tombol Eksekusi untuk melatih model SVM. Sistem akan segera menampilkan hasil evaluasi kinerja model yang mencakup Confusion Matrix dan metrik evaluasi lainnya seperti Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score. Rancangan halaman Klasifikasi SVM dapat dilihat pada Gambar 3.8:



Gambar 3. 8 Halaman Klasifikasi SVM

3.5.6. Rancangan Hasil

Halaman ini menyajikan hasil (output) utama dari sistem dalam bentuk visualisasi yang mudah dimengerti. Terdapat dua elemen utama yang ditampilkan pada halaman ini:

1. Grafik Distribusi Sentimen: Menggunakan diagram batang bertumpuk (stacked bar chart) untuk memetakan distribusi sentimen (Positif dan Negatif).
2. Tabel Rincian Ulasan: Menampilkan daftar ulasan secara rinci, lengkap dengan label sentimen dan kategori aspek yang diprediksi oleh model. Dengan tabel ini, Admin dapat memverifikasi hasil klasifikasi sistem. Rancangan halaman Hasil dapat dilihat pada Gambar

Dashboard

Upload Data

Preprocessing

Klasifikasi SVM

Hasil Analisis

Logout

Hasil Analisis

Distribusi Sentimen

Perbandingan Sentimen

Hasil Analisis

No	Tweet	Sentimen	Keterangan

Gambar 3. 9 Halaman Hasil Analisis

BAB IV

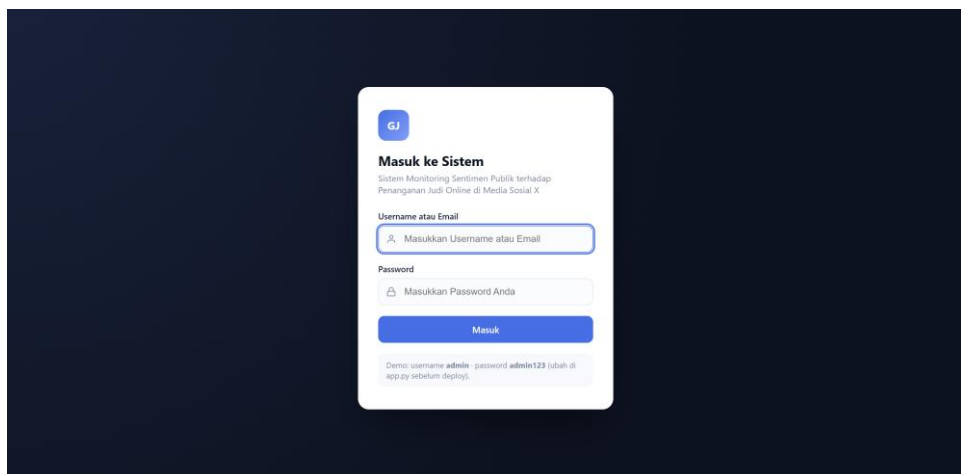
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. 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.

4.1.1. Tampilan Halaman Login

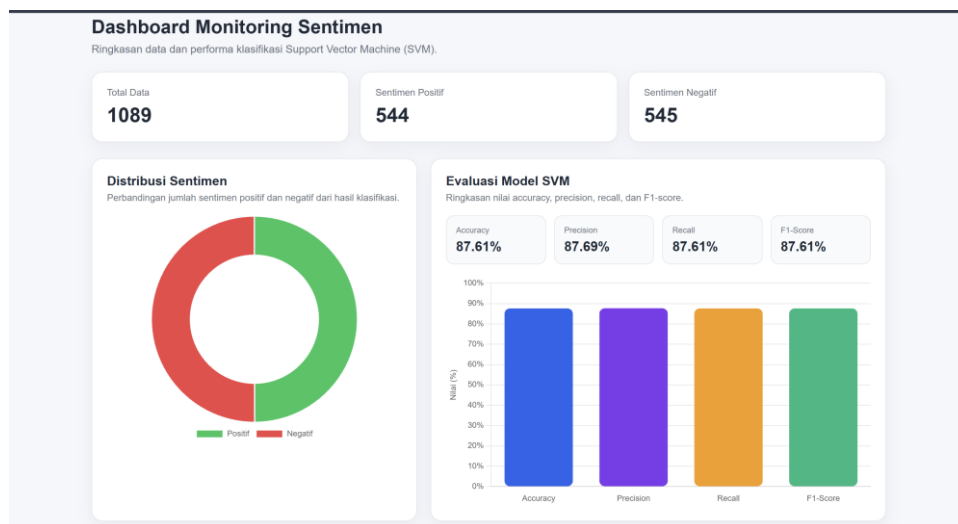
Halaman login menampilkan halaman autentikasi atau login pada sistem. Untuk masuk ke dalam aplikasi, pengguna perlu mengisi username dan password yang benar. Jika data yang dimasukkan tidak sesuai, sistem akan menampilkan pesan kesalahan dan pengguna tetap berada pada halaman login.



Gambar 4. 1 Tampilan Halaman login

4.1.2. Tampilan Halaman Dashboard

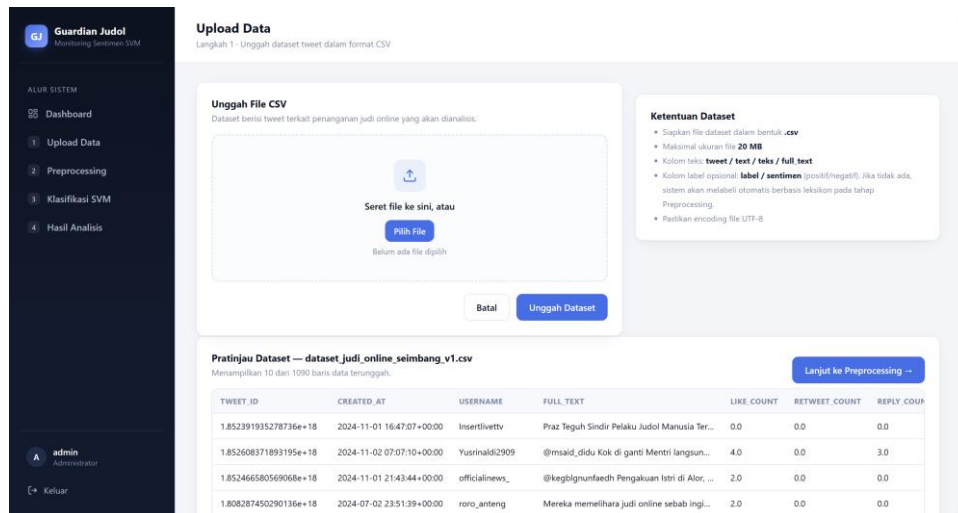
Halaman dashboard menampilkan ringkasan data berupa 1.089 tweet, yang terdiri atas 544 sentimen positif dan 545 sentimen negatif. Selain itu, dashboard juga dilengkapi grafik distribusi sentimen serta informasi mengenai kinerja model SVM, yaitu accuracy 87,61%, precision 87,69%, recall 87,61%, dan F1-score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



Gambar 4. 2 Tampilan Halaman Dashboard

4.1.3. Tampilan Halaman Upload Data

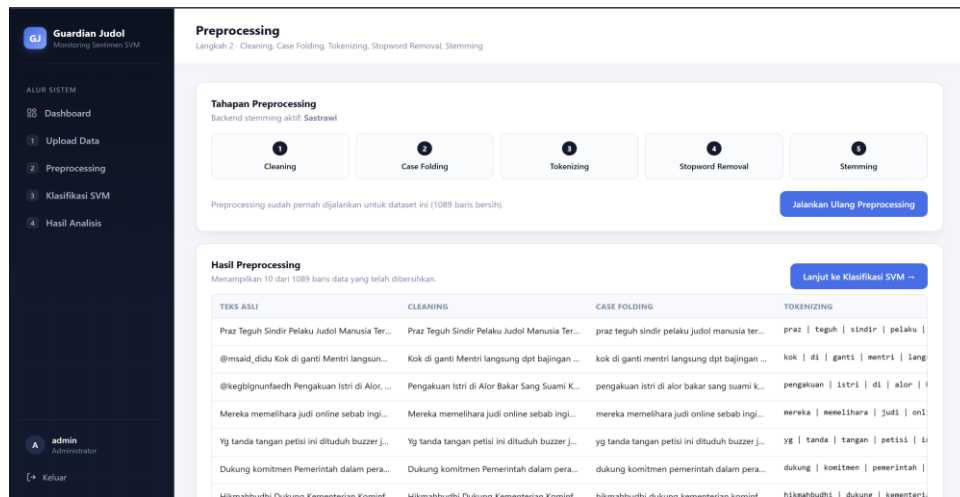
Halaman upload data pengguna dapat mengunggah dataset dalam format CSV melalui area drag-and-drop atau menggunakan tombol Pilih File. Sistem juga menampilkan ketentuan unggahan, seperti batas ukuran file dan struktur kolom yang dapat dikenali. Setelah proses unggah berhasil, sistem akan menampilkan pratinjau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



Gambar 4. 3 Tampilan Halaman Upload Data

4.1.4. Tampilan Halaman Preprocessing

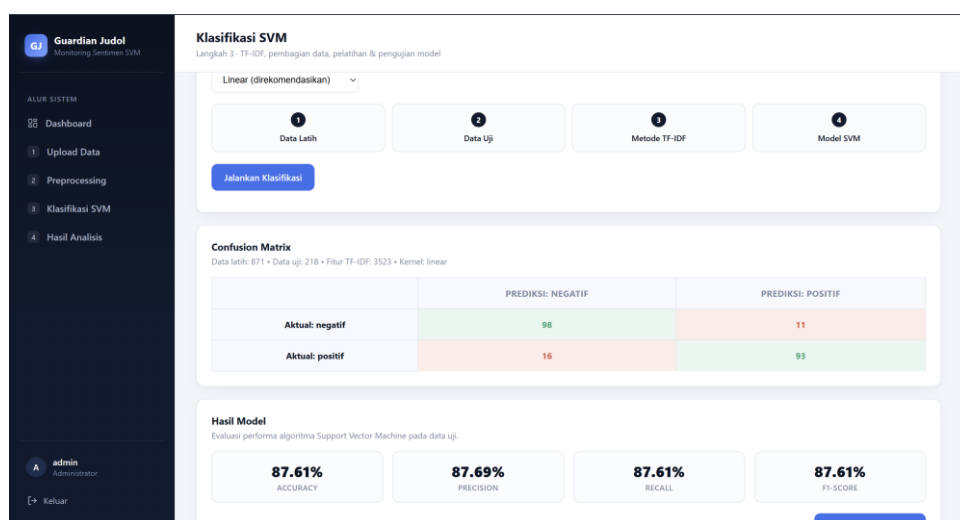
Halaman Preprocessing menampilkan proses pengolahan data teks yang dilakukan secara bertahap. Sistem menjalankan lima tahapan, yaitu Cleaning, Case Folding, Tokenizing, Stopword Removal, dan Stemming menggunakan Sastrawi. Setelah seluruh proses selesai, sistem menampilkan informasi bahwa sebanyak 1.089 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. 4 Tampilan Halaman Preprocessing

4.1.5. 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 4. 5 Tampilan Halaman Klasifikasi SVM

4.1.6. 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.

Prediksi Sentimen Manual
Masukkan satu teks untuk diproses dengan preprocessing, TF-IDF, dan model SVM yang sudah dilatih.

Teks yang ingin diprediksi
Contoh: Penanganan judi online saat ini sudah cukup baik dan harus terus ditingkatkan.

Prediksi Sentimen **Bersihkan**

Detail Hasil Klasifikasi
Daftar data hasil prediksi sentimen.

No.	Tweet / Teks	Sentimen	Keterangan
1	Praz Teguh Sindir Pelaku Judol Manusia Tersampah https://t.co/O72RDPmZ1A	Negatif	Mengkritik/menilai penanganan belum maksimal
2	@msaid_didu Kok di ganti Mentri langsung dpt bajingan yg menghambat proses penghapusan judi online ya, ini ada apa ya?	Negatif	Mengkritik/menilai penanganan belum maksimal
3	@kegblgnunfaedh Pengakuan Istri di Alor, Bakar Sang Suami Karena Kesal Sering Main Judi Online https://t.co/AP73SQ7IO8	Negatif	Mengkritik/menilai penanganan belum maksimal
4	Mereka memelihara judi online sebab ingin merebut kekuasaan Indonesia trng hrs berperang. Namun perang tetap berkobar terutama bagi mereka yg masih jadi pemerintah bangsa dan Negara Indonesia namun atas nama uang dan keuntungan jabatan dan politik semata. KITA HARUS BERGERAK!!!	Negatif	Mengkritik/menilai penanganan belum maksimal
5	Yg tanda tangan petai ini dituduh buzzer judi online semua https://t.co/a9Ykyztzma	Negatif	Mengkritik/menilai penanganan

Gambar 4. 6 Tampilan Halaman Hasil Analisis

4.2. 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 4.1.

Tabel 4. 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	Support Vector Machine (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)

4.3. 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 4.2.

Tabel 4. 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_seimbang_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 4.2, 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.

4.4. 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 4. 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 perang Judol #BerantasJudol https://t.co/DXA...
Cleaning	Praz Teguh Sindir Pelaku Judol Manusia Tersampah	Dukung komitmen Pemerintah dalam perang Judol
Case Folding	praz teguh sindir pelaku judol manusia tersampah	dukung komitmen pemerintah dalam perang judol
Tokenizing	[praz, teguh, sindir, pelaku, judol, manusia, tersampah]	[dukung, komitmen, pemerintah, dalam, perang, judol]
Stopword Removal	[praz, teguh, sindir, pelaku, judi, online, manusia, tersampah]	[dukung, komitmen, pemerintah, perang, 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 4.3 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.

4.5. 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.

4.5.1. 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.

4.5.2. 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 4.4.

Tabel 4. 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 4.4, 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%.

4.5.3. 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 4.5.

Tabel 4. 5 Confusion Matrix Skenario Utama (Kernel Linear, Split 80:20)

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

4.5.4. Perhitungan Manual

Nilai precision, recall, dan F1-score pada Tabel 4.6 dapat dihitung secara manual berdasarkan nilai pada confusion matrix di Tabel 4.5. 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 4.6 dan Gambar 4.5. Perbedaan kecil pada beberapa angka dapat terjadi karena pembulatan nilai desimal pada proses perhitungan.

Tabel 4. 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

4.6. 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 4.7.

Tabel 4. 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.

4.7. 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 4.8.

Tabel 4. 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.

4.8. 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.

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil implementasi, pengujian, dan pembahasan pada sistem monitoring sentimen publik terhadap penanganan judi online di media sosial X menggunakan metode Support Vector Machine (SVM), dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut.

1. Sistem Guardian Judol berhasil dibangun dalam bentuk aplikasi berbasis web yang dapat digunakan untuk melakukan proses login, unggah dataset, preprocessing, klasifikasi SVM, menampilkan hasil analisis, melakukan prediksi sentimen secara manual, serta mengeksport hasil analisis. Berdasarkan pengujian black box terhadap 16 skenario, seluruh fungsi memperoleh status valid dan dapat berjalan sesuai dengan kebutuhan sistem.
2. Dataset awal berjumlah 1.090 tweet, yang terdiri atas 545 data positif dan 545 data negatif. Setelah melalui preprocessing, satu data berlabel negatif menghasilkan teks kosong sehingga tidak digunakan pada proses berikutnya. Dengan demikian, jumlah data yang diproses pada tahap klasifikasi menjadi 1.089 tweet, terdiri atas 545 data positif dan 544 data negatif. Tahapan preprocessing yang digunakan meliputi Cleaning, Case Folding, Tokenizing, Stopword Removal, dan Stemming menggunakan Sastrawi.
3. Proses pembobotan menggunakan TF-IDF menghasilkan 3.523 fitur yang

digunakan sebagai masukan pada model SVM. Dari sembilan skenario pengujian yang dilakukan, kernel linear memberikan hasil akurasi tertinggi pada seluruh rasio pembagian data. Akurasi tertinggi diperoleh pada rasio 90:10 sebesar 88,07%, diikuti rasio 80:20 sebesar 87,61% dan rasio 70:30 sebesar 87,16%.

4. Skenario utama menggunakan kernel linear dengan pembagian data 80:20, yaitu 871 data latih dan 218 data uji. Pada skenario tersebut, model memperoleh accuracy 87,61%, precision 87,69%, recall 87,61%, dan F1-score 87,61%. Berdasarkan confusion matrix, model berhasil mengklasifikasikan dengan benar sebanyak 98 data negatif dan 93 data positif.
5. Hasil klasifikasi terhadap seluruh 1.089 tweet menunjukkan distribusi sentimen yang hampir seimbang. Sebanyak 545 tweet atau 50,05% diklasifikasikan sebagai sentimen negatif, sedangkan 544 tweet atau 49,95% sebagai sentimen positif. Selisih yang hanya satu tweet menunjukkan bahwa pada data penelitian tidak terdapat dominasi yang kuat antara sentimen positif dan negatif.
6. Meskipun model menunjukkan kinerja yang cukup baik, masih ditemukan keterbatasan pada beberapa kalimat tertentu, terutama yang mengandung negasi atau konteks yang lebih kompleks. Penggunaan TF-IDF belum mampu menangkap hubungan makna antarkata secara mendalam. Selain itu, proses stopwords removal dapat mengurangi informasi penting apabila kata negasi seperti “tidak” ikut dihapus, sedangkan stemming pada beberapa

kata juga masih dapat menghasilkan bentuk dasar yang kurang sesuai.

5.2. Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan keterbatasan yang ditemukan selama proses pengujian, beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk pengembangan penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut.

1. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan jumlah data yang lebih besar dan lebih beragam agar model dapat mempelajari lebih banyak pola bahasa serta memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik ketika menghadapi data baru.
2. Proses stopword removal perlu diperhatikan kembali, khususnya terhadap kata-kata negasi seperti “tidak” dan “bukan”. Kata tersebut memiliki peran penting dalam menentukan makna sentimen, sehingga sebaiknya tidak langsung dihapus apabila dapat mengubah konteks kalimat.
3. Hasil stemming juga perlu dievaluasi pada kata-kata yang sering muncul dalam dataset. Jika terdapat bentuk kata dasar yang kurang tepat, proses preprocessing dapat disesuaikan agar informasi penting dalam teks tetap terjaga dan tidak memengaruhi hasil klasifikasi.
4. Penelitian selanjutnya dapat membandingkan SVM dengan metode lain yang mampu menangkap konteks dan hubungan antarkata dengan lebih baik, seperti pendekatan berbasis word embedding atau transformer. Perbandingan tersebut dapat digunakan untuk melihat kemampuan model dalam menangani kalimat yang memiliki negasi maupun makna yang lebih

kompleks.

5. Pengujian model dapat dikembangkan dengan menggunakan cross-validation serta data uji dari sumber yang berbeda. Langkah ini dapat membantu menilai kestabilan model dan mengetahui sejauh mana model mampu mempertahankan kinerjanya ketika digunakan pada data yang belum pernah diproses sebelumnya.

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.*
- Nurmaylina, V. (2024). *Sentiment Analysis of Social Media X Users Towards
Legislators Engaged in Online Gambling Using Naïve Bayes Algorithm.*
4(December), 1128–1136.
- Rivaro, M., Gozali, F., & Brata, D. W. (2026). *Analisis Sentimen Pengguna
Twitter / X Terhadap Fenomena # KaburAjaDulu Menggunakan Metode
Support Vector Machine dan IndoBERT Embedding. 10(2), 1–10.*
- Shidiq, M. F. A., & Alita, D. (2025). *KASUS JUDI ONLINE MENGGUNAKAN
DATA DARI MEDIA SOSIAL X PENDEKATAN NAIVE BAYES DAN SVM.*
8(1), 24–35.
- Details, D. (2025). *Implementasi Text-Mining untuk Analisis Sentimen pada
Twitter dengan Algoritma Support Vector Machine 13 % Overall Similarity.*
1–14.
- Aldi Pratama, M. L., Emirshah Yusuf, M., Ramdhani, M. R., Fathoni, F., &
Ibrahim, A. (2026). *Deteksi Dan Klasifikasi Konten Promosi Judi Online
Pada Media Sosial Youtube Menggunakan Pendekatan Natural Language
Processing Dan Machine Learning. JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik
Informatika), 10(3), 4915–4921.*
- Julianti, O. N., Suarna, N., & Prihartono, W. (2024). *Penerapan Natural Language
Processing Pada Analisis Sentimen Judi Online Di Media Sosial Twitter.*

JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika), 8(3), 2936–2941.

Robert Antonius, Zulkarnain, A. R., & Irsyad, H. (2024). Pendekatan TF-IDF, SMOTE, dan SVM dalam Klasifikasi Sentimen Masyarakat terhadap Pemblokiran Judi Online. *Buletin Ilmiah Informatika Teknologi*, 2(3), 115–122.

Simanjuntak, N., & Muhammad, A. H. (2025). *BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH Analisis Perbandingan Algoritma SVM dan CNN dalam Mendeteksi Website Judi Online Berdasarkan Konten Teks*. 5(4), 361–371.

Ardiansyah, Nasution, A. M., & Novelan, M. S. (2025). Implementasi kecerdasan buatan dalam deteksi cybercrime: Komparasi model Naive Bayes dan SVM pada pola komentar judi online. *Indonesian Journal of Education and Computer Science (INDOTECH)*, 3(3), 170–179.

Pratama, H. M., Wijayakusuma, I. G. N. L., & Widiastuti, R. S. (2025). Comparison of online gambling promotion detection performance using DistilBERT and DeBERTa models. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 9(6), 3716–3725.

Sugiyono, Susanto, A. B., & Anggai, S. (2025). Analisis eksperimental kinerja Transformers, VADER, dan Naive Bayes dalam analisis sentimen teks bahasa Indonesia (studi kasus komentar terkait judi online). *Jurnal Ilmu Komputer*, 3(1), 149–167.

LAMPIRAN



UMSU
Unggul | Cerdas | Terpercaya

Itu menjadi surat yang diarahkan
nomor dan tanggalnya

MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UMSU Terakreditasi Unggul Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 174/SK/BAN-PT/Ak.Ppy/PT/11/2024

Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003

idp.umsu.ac.id

info@umsu.ac.id

[umsu.ac.id](#)

[umsu.ac.id](#)

[umsu.ac.id](#)

[umsu.ac.id](#)

FORMULIR PERBAIKAN UJIAN SKRIPSI

Pada hari ini, Selasa 1 September 2026 telah dilaksanakan Ujian Skripsi bagi mahasiswa
Fakultas Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
Sbb:

Nama Mahasiswa : M. Fazaliqa Okvin
NPM : 2209010265
Program Studi : Sistem Informasi
Judul Proposal : Implementasi Metode Support Vector Machine pada Sistem
Monitoring Sentimen Publik Terhadap Penanganan Judi Online di Media Sosial X
Materi/Point yang Diperbaiki :

		Paraf
Asrar Aspia Manurung, S.Pd., M.Pd	<i>ae</i>	<i>[Signature]</i>
Indah Purnama Sari, S.T., M.Kom	<i>OF</i>	<i>[Signature]</i>
Martiano, S.Pd, S.Kom, M.Kom	<i>Om</i>	<i>[Signature]</i>

Berita acara ini ditandatangani setelah skripsi diperbaiki sesuai petunjuk/arahan dari Pembimbing dan Penguji/Pembahas.

14%
Similarity

147
Matched Sources

Match Group

0% Internet sources
14% Publications
0% Submitted works (Student papers)

Top Sources

The sources with the highest number of matches within the submission.

1	Publication	<1%
ejournal.upbatam.ac.id		
2	Publication	<1%
etheses.uin-malang.ac.id		
3	Publication	<1%
repository.uin-suska.ac.id		
4	Publication	<1%
repository.uin-suska.ac.id		
5	Publication	<1%
etheses.uin-malang.ac.id		
6	Publication	<1%
ejournal.ltn.ac.id		
7	Publication	<1%
repository.uin-suska.ac.id		
8	Publication	<1%
ojs.stmik-banjarbaru.ac.id		
9	Publication	<1%
digilib.unimed.ac.id		
10	Publication	<1%
journal.eng.unila.ac.id		
11	Publication	<1%
ejurnal.provisl.ac.id		



SURAT KETERANGAN

Nomor: 28/LOA/ETJ/KOMPREHENSIF/10/2026

Bersama ini, Dewan Redaksi Jurnal Komprehensif (EISSN 3031-0970) memberikan keterangan bahwa naskah dengan identitas berikut:

Judul : IMPLEMENTASI METODE *SUPPORT VECTOR MACHINE* PADA
SISTEM MONITORING SENTIMEN PUBLIK TERHADAP
PENANGANAN JUDI ONLINE DI MEDIA SOSIAL X
Penulis : M. Fazaliqa Okvin & Asrar Aspia Manurung
Institusi : Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, Indonesia

Bahwa Artikel tersebut telah diterima untuk dilanjutkan ke proses Review sesuai dengan ketentuan yang berlaku pada jurnal Komprehensif dan akan diterbitkan pada *Volume 4 Number 2 2026*.

Demikian surat keterangan ini dibuat dengan sebenarnya, untuk dapat dipergunakan seperlunya.

Medan, 13 Oktober 2026

Ketua Penyunting


**JURNAL
KOMPREHENSIF**
Hafni Azizah, S.Pd, M.A., M.Pd



UMSU
Unggul | Cerdas | Terpercaya
Bila mahasiswa kami ini agar berkembang
sungguh dan bertanggung

MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UMSU Terakreditasi A Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 83/SK/BAN-PT/Akred/PT/10/2019
Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003
<https://fiki.umsu.ac.id> fiki@umsu.ac.id [fumsu](#) [umsu](#) [umsu](#) [umsu](#) [umsu](#)

Berita Acara Pembimbingan Skripsi

Nama Mahasiswa : *M. Faridha Okun* Program Studi : *Sistem Informasi*
NPM : *2209010265* Judul Penelitian : *Implementasi Metode Support Vector Machine Pada Sistem Inspiring Seremoni Publik terhadap Peningkatan Jarak Online di Media Sosial*
Nama Dosen Pembimbing : *Asrar Asria Manurung, S.Pd., M.Pd*

Tanggal Bimbingan	Hasil Evaluasi	Paraf Dosen
<i>12/03/2024</i>	<i>Penyerahan SK Dosen</i>	<i>[Signature]</i>
<i>09/06/2024</i>	<i>Revisi Daftar Isi</i>	<i>[Signature]</i>
<i>10/06/2024</i>	<i>Revisi Bab I, II, dan III</i>	<i>[Signature]</i>
<i>11/06/2024</i>	<i>Kec Sempu</i>	<i>[Signature]</i>
<i>21/08/2024</i>	<i>Revisi Bab IV</i>	<i>[Signature]</i>
<i>04/09/2024</i>	<i>Revisi Bab V</i>	<i>[Signature]</i>
<i>05/09/2024</i>	<i>Exhibition</i>	<i>[Signature]</i>
<i>07/09/2024</i>	<i>Ace Sidang</i>	<i>[Signature]</i>

Medan, ...

Diketahui oleh :

Ketua Program Studi

[Signature]
Mahardika Abd. Panna Tegung, S.Kom., M.Kom.

Disetujui oleh :

Dosen Pembimbing

[Signature]
Asrar Asria Manurung, S.Pd., M.Pd

