

# Klasifikasi Kesehatan Mental Menggunakan Support Vector Machine Berdasarkan Screen Time dan Interaksi Sosial Digital

Pendi<sup>1,\*</sup>, Heni Sulistiani<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Prodi Sistem Informasi, Universitas Teknokrat Indonesia, Bandar Lampung, Indonesia.

<sup>2</sup> Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Magister Ilmu Komputer, Universitas Teknokrat Indonesia, Bandar Lampung, Indonesia.

e-mail: <sup>1,\*</sup>pendi@teknokrat.ac.id, <sup>2</sup>henisulistiani@teknokrat.ac.id

Email Penulis Korespondensi: pend\_i@teknokrat.ac.id

Submitted: 12/01/2026; Accepted: 05/03/2026; Published: 06/03/2026

**Abstrak**—Kesehatan mental merupakan aspek penting yang berpengaruh terhadap kualitas hidup individu, khususnya pada kelompok remaja dan dewasa muda yang rentan terhadap stres akibat peningkatan penggunaan perangkat digital. Perkembangan teknologi menyebabkan meningkatnya screen time dan intensitas interaksi sosial digital, yang berpotensi memengaruhi kondisi kesehatan mental. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi kesehatan mental menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) dengan kernel Radial Basis Function (RBF) berdasarkan data perilaku digital, meliputi daily screen time, social media time, positive interactions count, dan negative interactions count. Dataset yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari Kaggle dan melalui tahapan pre-processing, feature selection, normalisasi data, serta pembagian data latih dan data uji dengan rasio 80:20. Model SVM yang dibangun mampu mengklasifikasikan kondisi kesehatan mental ke dalam tiga kelas, yaitu Healthy, Stressed, dan At Risk. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model menghasilkan akurasi sebesar 94,3%, dengan nilai precision 66,3%, recall 96,1%, dan f1-score 74,1%. Hasil ini menunjukkan bahwa variabel screen time dan interaksi sosial digital memiliki potensi yang kuat untuk dimanfaatkan sebagai dasar klasifikasi kesehatan mental secara objektif dan berbasis data.

**Kunci:** Kesehatan Mental; Screen Time; Interaksi Sosial Digital; Support Vector Machine; Klasifikasi

**Abstarck**—Mental health is an important aspect that influences the quality of life of individuals, especially in adolescents and young adults who are vulnerable to stress due to the increased use of digital devices. Technological developments have led to increased screen time and the intensity of digital social interactions, which have the potential to affect mental health conditions. This study aims to develop a mental health classification model using the Support Vector Machine (SVM) method with a Radial Basis Function (RBF) kernel based on digital behavior data, including daily device usage time, social media time, number of positive interactions, and number of negative interactions. The dataset used is secondary data obtained from Kaggle and goes through the stages of pre-processing, feature selection, data normalization, and division of training and test data with a ratio of 80:20. The built SVM model is able to classify mental health conditions into three classes, namely Healthy, Stressed, and Risky. The evaluation results show that the accuracy of the resulting model is 94.3%, with a precision value of 66.3%, a recall of 96.1%, and an f1-score of 74.1%. These results indicate that the variables of screen time and digital social interaction have strong potential to be used as a basis for objective and data-based mental health classification.

**Keywords:** Mental Health; Screen Time; Digital Social Interaction; Support Vector Machine; Classification

## 1. PENDAHULUAN

Kesehatan mental diartikan oleh World Health Organization (WHO) sebagai kondisi di mana seseorang mampu mengenali kemampuan yang dimilikinya, dapat mengatasi tekanan-tekanan dalam hidup dengan baik, bekerja secara produktif, serta mampu memberikan kontribusi dan manfaat bagi lingkungan masyarakat di sekitarnya [1]. Kesehatan mental yang baik berperan penting dalam mendukung kemampuan individu untuk mengambil keputusan, mengelola emosi, serta menjalin hubungan sosial yang sehat dalam kehidupan sehari-hari [2]. Permasalahan kesehatan mental yang tidak terdeteksi sejak dini berpotensi berkembang menjadi gangguan psikologis yang lebih serius dan berdampak jangka panjang terhadap kualitas hidup individu. Berdasarkan hasil Indonesian National Adolescent Mental Health Survey tahun 2022, diketahui bahwa sekitar 34,9% remaja di Indonesia atau setara dengan kurang lebih 15,5 juta individu mengalami berbagai permasalahan yang berkaitan dengan kesehatan mental. Selain itu, survei tersebut juga melaporkan bahwa sekitar 5,5% atau sekitar 2,45 juta remaja telah teridentifikasi mengalami gangguan mental [3]. WHO juga menyatakan bahwa masa remaja awal merupakan periode yang rentan terhadap munculnya berbagai permasalahan kesehatan mental. Gangguan yang umum terjadi pada usia remaja hingga dewasa meliputi stres, gangguan kecemasan, dan depresi, sehingga isu kesehatan mental menjadi perhatian yang sangat penting dalam konteks kesehatan masyarakat [4]. Kondisi kesehatan mental yang terganggu perlu ditangani secara tepat agar tidak berdampak negatif pada berbagai aspek kehidupan individu, baik secara akademik, sosial, maupun profesional [5]. Kelompok usia remaja dan dewasa muda memiliki tingkat kerentanan yang lebih tinggi terhadap tekanan psikososial akibat tuntutan akademik, sosial, serta perubahan peran dan tanggung jawab [6].

Seiring dengan perkembangan teknologi digital, peningkatan penggunaan perangkat elektronik atau screen time serta intensitas interaksi sosial digital semakin memengaruhi kondisi kesehatan mental, khususnya pada kelompok remaja dan dewasa muda. Sejak terjadinya pandemi COVID-19, media sosial, layanan pesan instan, dan berbagai platform berbasis daring semakin mendominasi sebagai media utama dalam proses komunikasi antarindividu [7]. Perubahan pola interaksi sosial dari komunikasi tatap muka menuju interaksi berbasis digital turut memengaruhi cara individu mengekspresikan emosi, membangun relasi, serta membentuk persepsi terhadap lingkungan sosial.

Meskipun interaksi sosial digital dapat membantu individu mempertahankan koneksi sosial, penggunaan screen time yang berlebihan sering dikaitkan dengan berkurangnya kualitas interaksi langsung, meningkatnya perasaan kesepian, serta risiko stres dan kecemasan yang lebih tinggi [8]. Pola penggunaan perangkat digital dan karakteristik interaksi sosial daring tersebut mencerminkan perilaku individu yang dapat diamati dan diukur secara kuantitatif, sehingga berpotensi dimanfaatkan sebagai dasar analisis kondisi kesehatan mental secara lebih objektif [9].

Dalam beberapa tahun terakhir, pendekatan berbasis data dan teknik machine learning semakin banyak digunakan untuk menganalisis dan memprediksi kondisi kesehatan mental [10]. Pemanfaatan data perilaku digital dinilai memiliki potensi besar karena data tersebut dihasilkan secara kontinu dan mencerminkan aktivitas individu dalam kehidupan sehari-hari [11]. Berbagai algoritma klasifikasi telah diterapkan dalam penelitian sebelumnya, seperti Naive Bayes, K-Nearest Neighbor (KNN), dan Random Forest, dengan tujuan mengidentifikasi pola perilaku yang berkaitan dengan gangguan kesehatan mental [12]. Namun demikian, data perilaku digital umumnya memiliki karakteristik yang kompleks, mengandung noise, serta sering kali menunjukkan distribusi kelas yang tidak seimbang. Kondisi ini menimbulkan tantangan tersendiri dalam proses pemodelan dan evaluasi kinerja algoritma klasifikasi, khususnya dalam menghasilkan model yang stabil dan mampu melakukan generalisasi dengan baik [13].

Beberapa penelitian sebelumnya menggunakan algoritma Naive Bayes untuk klasifikasi kesehatan mental, namun metode ini memiliki keterbatasan karena mengasumsikan independensi antar fitur, yang kurang sesuai dengan data perilaku manusia yang saling berkorelasi [14]. Pendekatan K-Nearest Neighbor (KNN) juga telah diterapkan, tetapi performanya sangat sensitif terhadap pemilihan parameter  $k$  serta rentan terhadap noise pada data. Sementara itu, Random Forest mampu menangani data non-linear, namun umumnya membutuhkan jumlah data yang besar dan menghasilkan model yang kompleks [15]. Penelitian lain yang menggunakan Support Vector Machine (SVM) menunjukkan performa yang baik, namun sebagian masih memanfaatkan variabel psikologis seperti tingkat stres dan kecemasan sebagai fitur input, yang berpotensi menimbulkan data leakage karena variabel tersebut memiliki kedekatan langsung dengan label target. Selain itu, tidak semua penelitian terdahulu secara khusus menekankan penggunaan perilaku digital murni serta penanganan ketidakseimbangan kelas [16]. Oleh karena itu, masih terdapat kesenjangan penelitian (research gap) dalam pengembangan model klasifikasi kesehatan mental yang berbasis perilaku digital murni, robust terhadap noise, dan mampu menangani distribusi kelas yang tidak seimbang secara objektif.

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang banyak digunakan dalam penelitian kesehatan mental berbasis data karena kemampuannya dalam menentukan batas pemisah optimal antar kelas. SVM bekerja dengan membangun hyperplane yang memaksimalkan margin antar kelas sehingga mampu menghasilkan kemampuan generalisasi yang baik pada data uji [17]. Dibandingkan dengan algoritma lain seperti Naive Bayes yang memiliki asumsi kuat terhadap data atau Random Forest yang cenderung membutuhkan dataset besar, SVM relatif lebih efisien digunakan pada dataset berukuran sedang dengan jumlah fitur terbatas [18]. Selain itu, SVM dikenal lebih tangguh terhadap outlier dan noise, yang merupakan karakteristik umum pada data perilaku manusia, khususnya data screen time dan interaksi sosial digital.

Kemampuan SVM dalam menangani hubungan non-linear melalui penggunaan fungsi kernel menjadi keunggulan tambahan dalam penelitian ini [19]. Kernel Radial Basis Function (RBF) memungkinkan SVM untuk memodelkan hubungan kompleks antara fitur perilaku digital dan kondisi kesehatan mental yang tidak dapat dipisahkan secara linear [20]. Dengan memanfaatkan kernel RBF, model diharapkan mampu menangkap pola non-linear yang tersembunyi dalam data perilaku digital, sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang lebih akurat dan stabil.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan kondisi kesehatan mental individu berdasarkan perilaku digital menggunakan algoritma Support Vector Machine. Kondisi kesehatan mental dikategorikan ke dalam tiga kelas, yaitu Healthy, At Risk, dan Stressed, yang digunakan sebagai label keluaran pada model klasifikasi. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada pemanfaatan fitur perilaku digital murni tanpa melibatkan variabel psikologis yang berpotensi menyebabkan data leakage, serta penerapan penanganan ketidakseimbangan kelas untuk menghasilkan performa klasifikasi yang lebih realistis, objektif, dan dapat dipertanggungjawabkan secara akademik.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian berperan sebagai kerangka kerja sistematis yang menjelaskan alur pelaksanaan penelitian secara terstruktur untuk menghasilkan temuan yang bersifat objektif, terukur, dan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah. Perancangan metodologi yang tepat diperlukan agar setiap tahapan penelitian dapat dilaksanakan secara runtut, mulai dari proses pengumpulan data hingga tahap evaluasi hasil, sehingga tujuan penelitian dapat dicapai secara efektif.

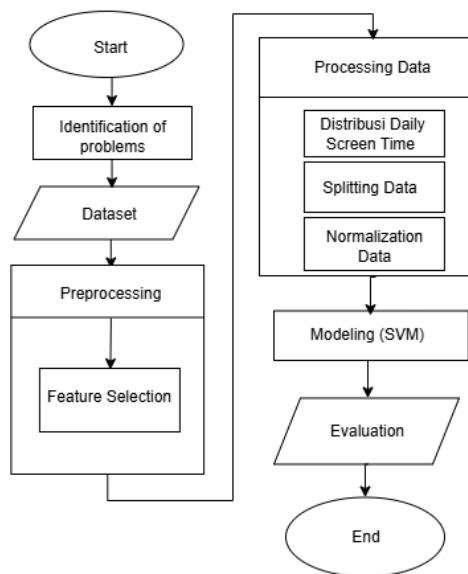
Dalam penelitian ini, metodologi difokuskan pada pengembangan model klasifikasi kondisi kesehatan mental dengan memanfaatkan variabel screen time dan interaksi sosial digital melalui penerapan algoritma Support Vector Machine (SVM). Proses penelitian meliputi pengumpulan data, tahap prapemrosesan yang mencakup pemilihan fitur dan normalisasi data, pembagian dataset menjadi data latih dan data uji, pemodelan menggunakan algoritma SVM, serta evaluasi performa model berdasarkan metrik klasifikasi seperti akurasi, precision, recall, dan f1-score. Melalui

tahapan tersebut, diharapkan model yang dihasilkan memiliki tingkat keandalan dan akurasi yang memadai dalam mengklasifikasikan kondisi kesehatan mental berdasarkan pola perilaku digital.

### 2.1 Tahapan Penelitian

Untuk memastikan proses penelitian berjalan secara terstruktur dan sistematis, seluruh tahapan penelitian disusun mulai dari identifikasi permasalahan hingga evaluasi hasil pemodelan. Penelitian diawali dengan pengumpulan dataset yang berkaitan dengan perilaku digital dan kesehatan mental, kemudian dilanjutkan dengan tahapan praproses data yang meliputi seleksi fitur dan pengolahan awal data agar sesuai dengan kebutuhan pemodelan.

Setelah data diproses, dilakukan pemodelan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk mengklasifikasikan kondisi kesehatan mental berdasarkan pola perilaku digital. Tahap akhir penelitian difokuskan pada evaluasi kinerja model untuk menilai kemampuan generalisasi dan keandalan hasil klasifikasi. Alur lengkap tahapan penelitian tersebut disajikan dalam bentuk diagram alir (flowchart) pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Flowchart Klasifikasi Kesehatan Mental (SVM)

### 2.2 Identifikasi Masalah

Perkembangan teknologi digital telah mendorong peningkatan penggunaan perangkat berbasis layar (screen time) dan intensitas interaksi sosial digital, khususnya pada kelompok usia remaja dan dewasa muda. Perubahan pola aktivitas ini berpotensi mempengaruhi kondisi kesehatan mental, seperti meningkatnya risiko stres, kecemasan, dan gangguan psikologis lainnya. Namun, identifikasi masalah kesehatan mental masih menghadapi kendala karena sebagian besar metode yang digunakan bersifat subjektif dan belum mampu memanfaatkan data perilaku digital secara optimal.

Di sisi lain, data screen time dan interaksi sosial digital yang terus meningkat belum sepenuhnya dimanfaatkan sebagai dasar dalam proses klasifikasi kesehatan mental secara otomatis. Penelitian sebelumnya[21], umumnya berfokus pada analisis hubungan antar variabel tanpa mengembangkan model klasifikasi berbasis pembelajaran mesin. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang mampu mengolah data tersebut secara sistematis untuk mengklasifikasikan kondisi kesehatan mental. Dalam penelitian ini, algoritma Support Vector Machine (SVM) dimanfaatkan untuk mengembangkan model klasifikasi kondisi kesehatan mental dengan menggunakan variabel screen time dan interaksi sosial digital pada kelompok remaja dan dewasa muda.

### 2.3 Pengumpulan Data

Untuk memastikan proses penelitian berjalan secara terstruktur dan sistematis, seluruh tahapan penelitian disusun mulai dari identifikasi permasalahan hingga evaluasi hasil pemodelan. Penelitian diawali dengan pengumpulan dataset yang berkaitan dengan perilaku digital dan kesehatan mental. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan Social Media Mental Health Indicators Dataset yang diperoleh dari platform Kaggle, dengan total sebanyak 5.001 data yang dijadikan sebagai objek analisis. Dataset ini memuat informasi mengenai aktivitas digital pengguna media sosial serta keterkaitannya dengan kondisi kesehatan mental individu.

Setiap data merepresentasikan seorang individu dengan karakteristik dasar seperti nama, usia, tanggal pengambilan data, dan jenis kelamin, serta informasi mengenai platform media sosial yang digunakan, seperti Instagram dan Snapchat. Dataset ini memiliki 15 fitur atau atribut yang digunakan dalam proses analisis dan pemodelan, sebagaimana disajikan pada Tabel 1. Setelah tahap pengumpulan data, dilakukan praproses dan pemodelan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM), kemudian dilanjutkan dengan evaluasi kinerja model. Alur lengkap tahapan penelitian tersebut disajikan dalam bentuk diagram alir (flowchart) pada Gambar 1.

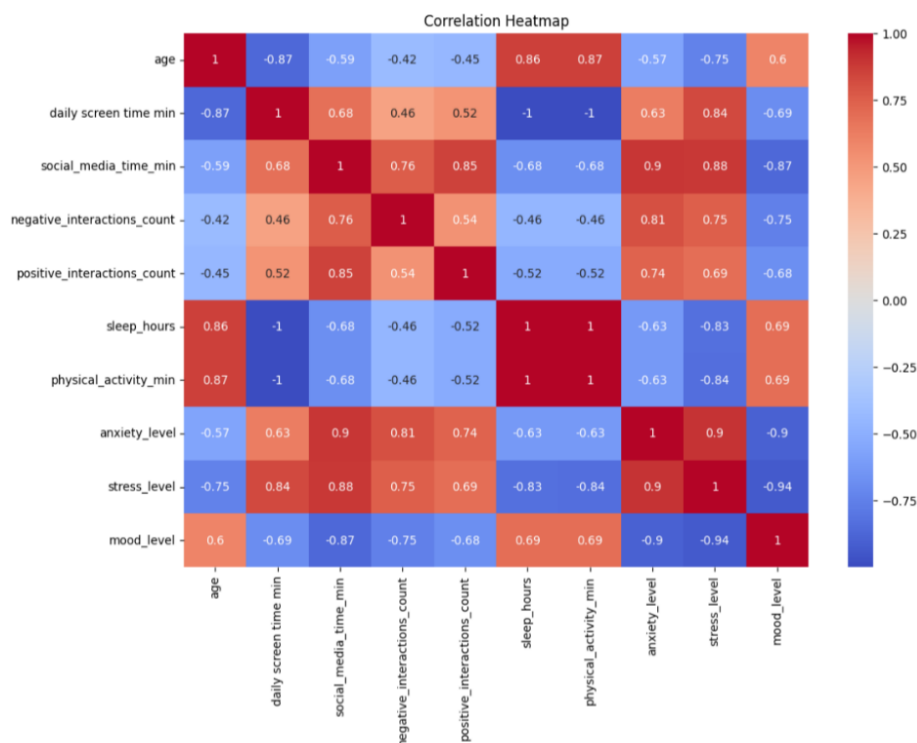
Tabel 1. Fitur/Atribut

No	Nama Fitur/Atribut	Type Data	Deskripsi
1	person name	Categorical (String)	Identitas nama responden
2	age	Numeric (Integer)	Usia responden
3	date	Date/Time	Waktu pencatatan data
4	gender	Categorical (Nominal)	Contoh: male, female
5	platform	Categorical (Nominal)	Media sosial yang digunakan
6	daily screen time min	Numeric (Integer)	Total waktu layar per hari (menit)
7	social media time min	Numeric (Integer)	Durasi media sosial (menit)
8	negative interactions count	Numeric (Integer)	Jumlah interaksi negatif
9	positive interactions count	Numeric (Integer)	Jumlah interaksi positif
10	sleep hours	Numeric (Float)	Durasi tidur (jam)
11	physical activity min	Numeric (Integer)	Aktivitas fisik harian (menit)
12	anxiety level	Ordinal (Integer)	Skala kecemasan (mis. 1-5)
13	stress level	Ordinal (Integer)	Skala stres (mis. 1-5)
14	mood level	Ordinal (Integer)	Skala suasana Hati (mis. 1-5)
15	mental state	Categorical (Label/Class)	Label Klasifikasi (mis.baik, sedang, buruk)

## 2.4 Pre-Processing

Tahap pre-processing data dilakukan sebagai langkah awal untuk menyiapkan dataset agar layak digunakan dalam proses pengolahan dan pemodelan menggunakan metode pembelajaran mesin. Pada tahap ini, data mentah yang diperoleh masih mengandung berbagai atribut dengan tingkat relevansi yang berbeda-beda, sehingga diperlukan proses seleksi untuk memastikan kualitas data yang digunakan. Pre-processing difokuskan pada proses feature selection terhadap seluruh atribut yang tersedia dalam dataset dengan tujuan mengurangi kompleksitas data, menghindari redundansi fitur, serta meningkatkan efektivitas dan kinerja model klasifikasi. Melalui pemilihan fitur yang relevan, diharapkan informasi yang digunakan dalam pemodelan SVM dapat merepresentasikan kondisi kesehatan mental secara lebih optimal dan akurat.

Pada tahap selanjutnya yaitu di lakukan feature selection, ini dilakukan analisis hubungan antar variabel menggunakan metode korelasi Pearson yang divisualisasikan dalam bentuk heatmap. Analisis ini bertujuan untuk mengetahui tingkat keterkaitan antar fitur numerik serta hubungannya dengan kondisi kesehatan mental, untuk gambar 2 menampilkan visualisasi heatmap korelasi antarvariabel, di mana koefisien korelasi yang bernilai mendekati +1 atau -1 mengindikasikan adanya hubungan yang kuat, sementara nilai yang mendekati 0 menunjukkan tingkat keterkaitan yang rendah. Berdasarkan hasil analisis tersebut, dipilih fitur-fitur yang memiliki keterkaitan signifikan dengan kondisi kesehatan mental, yaitu daily\_screen\_time\_min, social\_media\_time\_min, positive\_interactions\_count, dan negative\_interactions\_count, untuk digunakan pada tahap pemodelan SVM.



Gambar 2. Feature Selection

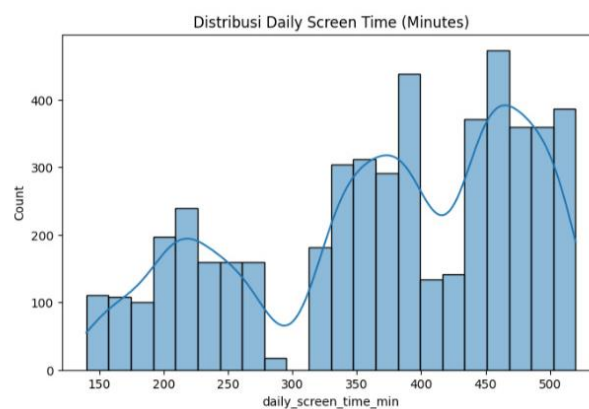
## 2.5 Processing Data

Tahap processing data merupakan lanjutan dari tahap pre-processing yang berfokus pada pengolahan data terpilih sebelum digunakan dalam proses pelatihan model. Pada tahap ini dilakukan analisis distribusi data serta pembagian dataset untuk mendukung proses pembelajaran mesin secara sistematis.

### 2.5.1 Distribusi Daily Screen Time

Gambar 3 di bawah tersebut menunjukkan distribusi variabel daily screen time responden yang divisualisasikan menggunakan histogram untuk menggambarkan sebaran frekuensi durasi penggunaan perangkat digital harian. Hasil visualisasi memperlihatkan bahwa nilai daily screen time tersebar pada rentang yang cukup luas, yaitu sekitar 150 hingga 520 menit per hari, dengan pola distribusi yang tidak merata. Hal ini mengindikasikan adanya variasi intensitas penggunaan layar di antara responden.

Analisis distribusi ini dilakukan sebagai tahap pra-pemrosesan data sebelum penerapan pada algoritma Support Vector Machine (SVM), Variasi skala data yang terlihat pada distribusi daily screen time menunjukkan perlunya proses normalisasi agar setiap fitur numerik memiliki skala yang sebanding. Normalisasi dilakukan untuk meningkatkan stabilitas dan kinerja model SVM, mengingat algoritma ini sensitif terhadap perbedaan skala antar fitur yang digunakan dalam proses klasifikasi kesehatan mental.



Gambar 3. Distribusi Daily Screen Time

### 2.5.2 Splitting Data

Pada Gambar 4 proses splitting data, dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (training data) dan data uji (testing data). Total data yang dikumpulkan sebanyak 5.001 data, namun setelah melalui proses seleksi dan validasi, hanya 5.000 data yang dinyatakan layak dan digunakan dalam pengujian. Pembagian data dilakukan dengan rasio 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Data latih digunakan untuk membangun model klasifikasi dengan metode Support Vector Machine (SVM), sedangkan data uji dimanfaatkan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam melakukan klasifikasi pada data yang belum pernah digunakan sebelumnya, berdasarkan nilai akurasi yang dihasilkan.

	anxiety_level	stress_level	mood_level	mental_state
0	2	7	6	Stressed
1	3	8	5	Stressed
2	3	7	6	Stressed
3	2	6	6	Stressed
4	3	7	6	Stressed

Jumlah data keseluruhan : 5000  
 Jumlah data latih (80%) : 4000  
 Jumlah data uji (20%) : 1000

Gambar 4. Hasil Splitting Data

### 2.5.3 Normalisasi Data

Normalisasi data merupakan tahapan penting dalam proses processing data sebelum dilakukan pemodelan menggunakan Support Vector Machine (SVM). Tahap ini bertujuan menyamakan skala nilai setiap fitur numerik agar tidak satu fitur dominan dalam pembentukan model. Hal ini sangat penting karena SVM merupakan metode klasifikasi yang sensitif terhadap perbedaan skala antar variabel, terutama pada data dengan rentang nilai yang bervariasi.

Dalam penelitian ini, normalisasi diterapkan pada semua fitur numerik yang digunakan dalam proses klasifikasi, seperti daily screen time, social media time, negative interactions count, positive interactions count, serta variabel perilaku digital lainnya. Proses normalisasi dilakukan dengan metode Min-Max Normalization, yang mengubah nilai data ke dalam rentang 0 hingga 1. Dengan melakukan normalisasi, setiap fitur memiliki kontribusi yang seimbang dalam proses pelatihan model, sehingga diharapkan dapat meningkatkan stabilitas dan akurasi hasil klasifikasi kesehatan mental berbasis SVM.

## 2.6 Pemodelan Support Vector Machine (SVM)

Pemodelan Support Vector Machine (SVM) dilakukan setelah seluruh tahapan pre-processing dan processing data selesai, termasuk seleksi fitur, pembagian data, serta normalisasi. SVM digunakan dalam penelitian ini karena kemampuannya dalam menangani data numerik berdimensi tinggi dan membangun batas pemisah (hyperplane) yang optimal antar kelas, sehingga cocok untuk melakukan klasifikasi kondisi kesehatan mental berdasarkan pola perilaku digital.

Pada tahap pemodelan, data latih yang telah dinormalisasi digunakan untuk membangun model SVM dengan tujuan mengklasifikasikan kondisi kesehatan mental berdasarkan variabel screen time dan interaksi sosial digital. Model SVM bekerja dengan mencari hyperplane terbaik yang mampu memaksimalkan jarak (margin) antar kelas-kelas yang berbeda. Dalam penelitian ini digunakan fungsi kernel untuk memungkinkan pemisahan data yang bersifat non-linear. Jenis kernel yang digunakan dan diuji adalah kernel Linear dan kernel Radial Basis Function (RBF), dengan fokus utama pada kernel RBF karena kemampuannya dalam memodelkan hubungan non-linear pada data perilaku digital.

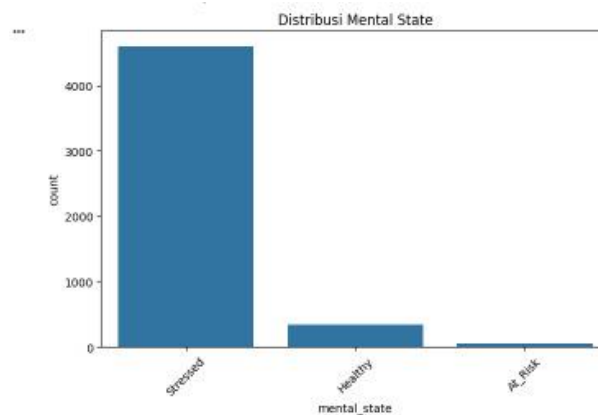
Kernel RBF dipilih karena data screen time dan interaksi sosial digital cenderung memiliki pola kompleks dan tidak dapat dipisahkan secara linear. Proses pelatihan dilakukan dengan menyesuaikan parameter SVM hingga diperoleh model yang stabil dan memiliki performa klasifikasi yang optimal.

Model SVM yang telah dilatih kemudian diuji menggunakan data uji untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model dalam mengklasifikasikan data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hasil klasifikasi tersebut digunakan sebagai dasar dalam mengukur performa model melalui beberapa metrik evaluasi, seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score, untuk menilai keefektifan model dalam melakukan klasifikasi perilaku digital terkait kesehatan mental.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Analisis Distribusi Data Mental State

Gambar 5 menunjukkan distribusi kondisi kesehatan mental responden berdasarkan variabel `mental_state`. Berdasarkan hasil visualisasi, dapat dilihat bahwa kategori `stressed` memiliki jumlah data paling dominan dibandingkan dengan kategori `healthy` dan `at risk`. Kondisi ini menunjukkan bahwa dataset yang digunakan bersifat tidak seimbang, di mana sebagian besar responden berada pada kondisi stres. Ketidakseimbangan data ini perlu diperhatikan karena dapat memengaruhi performa model klasifikasi yang dibangun.



**Gambar 5.** Distribusi Data Mental State Responden

### 3.2 Analisis Hubungan Screen Time dengan Kesehatan Mental

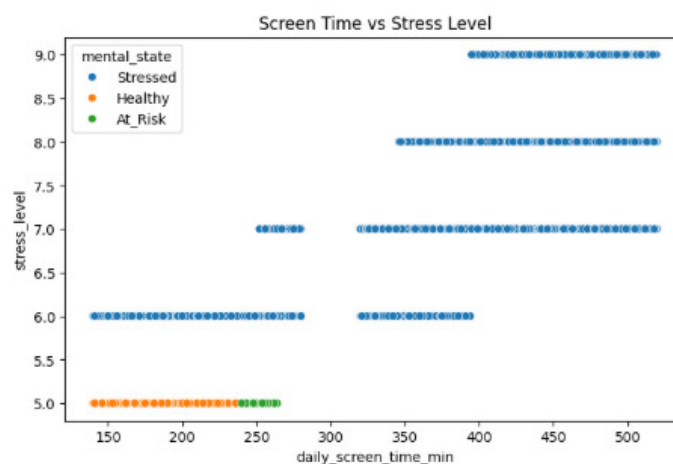
Hasil visualisasi data menunjukkan bahwa peningkatan daily screen time cenderung diikuti oleh peningkatan tingkat stres dan kecemasan responden. Responden dengan durasi penggunaan layar yang relatif rendah umumnya berada pada kategori `Healthy`, sedangkan responden dengan durasi penggunaan layar yang lebih tinggi lebih banyak tergolong dalam kategori `At Risk` dan `Stressed`. Pola ini menunjukkan adanya kecenderungan hubungan positif antara intensitas penggunaan perangkat digital dan penurunan kondisi kesehatan mental individu, meskipun hubungan yang terbentuk tidak sepenuhnya linear dan dipengaruhi oleh faktor-faktor lain.

Hubungan yang tidak linear tersebut mengindikasikan bahwa dampak screen time terhadap kesehatan mental tidak hanya ditentukan oleh durasi penggunaan, tetapi juga oleh konteks dan pola penggunaan perangkat digital. Misalnya, penggunaan perangkat digital untuk tujuan akademik atau pekerjaan dapat memiliki dampak yang berbeda dibandingkan penggunaan untuk hiburan atau konsumsi media sosial secara berlebihan. Meskipun demikian, peningkatan durasi penggunaan layar tetap menunjukkan kecenderungan meningkatnya tekanan psikologis, khususnya pada individu yang berada dalam kategori `At Risk` dan `Stressed`.

Temuan ini sejalan dengan teori kesehatan mental yang menyatakan bahwa paparan layar digital dalam durasi panjang dapat memicu kelelahan kognitif, gangguan regulasi emosi, serta peningkatan tekanan psikologis. Selain itu, penggunaan perangkat digital yang berlebihan berpotensi mengurangi kualitas interaksi sosial langsung dan waktu istirahat, yang pada akhirnya berdampak pada peningkatan stres dan kecemasan. Oleh karena itu, variabel daily screen time memiliki peran yang signifikan sebagai indikator perilaku digital dalam proses klasifikasi kesehatan mental dan layak digunakan sebagai fitur utama dalam pemodelan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM).

### 3.2.1 Screen Time VS Stress Level

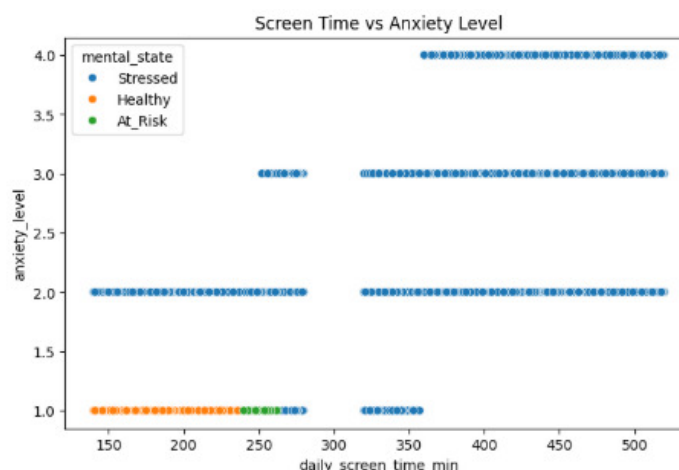
Gambar 6 menunjukkan hubungan antara daily screen time dengan tingkat stres responden. Visualisasi tersebut memperlihatkan bahwa responden dengan durasi penggunaan layar yang lebih rendah umumnya memiliki tingkat stres yang relatif kecil dan termasuk dalam kategori Healthy. Sebaliknya, peningkatan durasi penggunaan layar harian cenderung diikuti oleh peningkatan tingkat stres, khususnya pada responden yang tergolong dalam kategori At Risk dan Stressed. Pola ini mengindikasikan adanya hubungan positif antara intensitas penggunaan perangkat digital dan tingkat stres, meskipun hubungan yang terbentuk tidak sepenuhnya linear dan masih dipengaruhi oleh faktor perilaku individu serta konteks penggunaan perangkat digital. Temuan ini menunjukkan bahwa daily screen time dapat digunakan sebagai salah satu indikator awal dalam mengidentifikasi potensi peningkatan tingkat stres.



Gambar 6. Screen Time VS Stress Level

### 3.2.2 Screen Time vs Anxiety Level

Gambar 7 memperlihatkan hubungan antara daily screen time dengan tingkat kecemasan responden. Hasil visualisasi menunjukkan bahwa responden dengan durasi penggunaan layar yang lebih rendah cenderung memiliki tingkat kecemasan yang lebih kecil dan berada pada kategori Healthy. Sebaliknya, responden dengan durasi penggunaan layar yang lebih tinggi menunjukkan kecenderungan tingkat kecemasan yang lebih besar dan banyak tergolong dalam kategori At Risk serta Stressed. Pola ini mengindikasikan bahwa penggunaan perangkat digital secara berlebihan berpotensi memengaruhi kondisi emosional individu, khususnya dalam jangka waktu yang panjang dan berulang. Oleh karena itu, variabel daily screen time memiliki peran yang relevan dalam menganalisis hubungan antara perilaku digital dan tingkat kecemasan sebagai bagian dari kondisi kesehatan mental, terutama dalam konteks pemodelan berbasis data.



Gambar 7. Screen Time VS Anxiety Level

### 3.3 Evaluasi Kinerja Model SVM

Setelah melalui proses pengolahan data, pemodelan, dan pelatihan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM), tahap berikutnya adalah melakukan evaluasi terhadap kinerja model klasifikasi yang telah dikembangkan. Evaluasi ini dilakukan untuk mengetahui sejauh mana model mampu mengklasifikasikan kondisi kesehatan mental secara tepat dan konsisten berdasarkan data perilaku digital yang digunakan sebagai masukan. Tahap evaluasi menjadi bagian penting dalam penelitian ini karena berfungsi untuk menilai efektivitas model dalam mengenali pola-pola perilaku digital yang berkaitan dengan kondisi kesehatan mental individu.

Pada tahap evaluasi, kinerja model dianalisis melalui berbagai pendekatan, yaitu dengan visualisasi hasil klasifikasi dan pengukuran performa secara kuantitatif. Visualisasi digunakan untuk memberikan gambaran awal mengenai distribusi hasil klasifikasi, kesesuaian antara label prediksi dengan label aktual, serta pola kesalahan klasifikasi yang terjadi. Di sisi lain, evaluasi kuantitatif dilakukan dengan menggunakan berbagai metrik performa, seperti akurasi, precision, recall, serta F1-score. Matrix tersebut bertujuan untuk mengukur tingkat ketepatan, sensitivitas, dan kemampuan model dalam mengklasifikasikan setiap kelas kesehatan mental secara objektif.

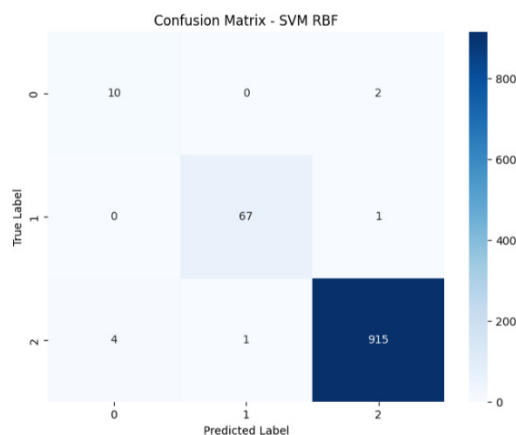
Hasil evaluasi model disajikan dalam bentuk grafik dan matriks evaluasi, seperti confusion matrix dan laporan klasifikasi (classification report). Penyajian ini bertujuan untuk memudahkan interpretasi terhadap kinerja model serta memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai kemampuan dan keterbatasan model SVM yang digunakan. Seluruh hasil evaluasi tersebut selanjutnya dibahas secara lebih rinci pada bagian pembahasan guna mengaitkan temuan penelitian dengan tujuan yang telah ditetapkan.

#### 3.3.1 Confusion Matrix Model SVM dengan Kernel RBF

Gambar 8 menampilkan confusion matrix hasil klasifikasi kondisi kesehatan mental menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) dengan kernel Radial Basis Function (RBF). Confusion matrix ini berfungsi untuk menggambarkan perbandingan antara label aktual (actual label) dan label hasil prediksi (predicted label) pada setiap kelas kesehatan mental, yaitu Healthy, Stressed, dan At Risk. Melalui visualisasi ini, kinerja model dalam mengklasifikasikan masing-masing kelas dapat dianalisis secara lebih mendalam, baik dari sisi ketepatan prediksi maupun jenis kesalahan yang terjadi pada setiap kategori.

Berdasarkan hasil yang ditampilkan pada confusion matrix, terlihat bahwa sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model SVM. Hal ini ditunjukkan oleh nilai yang relatif tinggi pada diagonal utama matriks, yang merepresentasikan jumlah data dengan kesesuaian antara label aktual dan label prediksi. Tingginya nilai pada diagonal utama menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali pola perilaku digital yang berkaitan dengan kondisi kesehatan mental, khususnya pada kelas dengan jumlah data yang lebih besar. Temuan ini mengindikasikan bahwa fitur perilaku digital yang digunakan, seperti screen time dan interaksi sosial daring, mampu memberikan informasi yang relevan bagi proses klasifikasi.

Meskipun demikian, confusion matrix juga menunjukkan adanya sejumlah kesalahan klasifikasi yang relatif kecil dan tersebar pada beberapa kelas tertentu. Kesalahan ini mengindikasikan adanya karakteristik data yang saling tumpang tindih antar kategori kesehatan mental, terutama pada kelas At Risk yang memiliki batasan yang tidak selalu tegas dengan kelas Healthy maupun Stressed. Kondisi ini mencerminkan kompleksitas data perilaku manusia yang bersifat dinamis dan mengandung noise. Namun secara keseluruhan, hasil confusion matrix menunjukkan bahwa model SVM dengan kernel RBF mampu membangun batas pemisah (decision boundary) yang cukup optimal dan memiliki performa klasifikasi yang baik dalam mengklasifikasikan kondisi kesehatan mental berdasarkan variabel screen time dan interaksi sosial digital.



**Gambar 8.** Confusion Matrix Model SVM dengan Kernel RBF

#### 3.3.2 Hasil Evaluasi Kinerja Model SVM

Untuk mengevaluasi kinerja model Support Vector Machine (SVM) dengan kernel Radial Basis Function (RBF), dilakukan proses pengujian menggunakan data uji yang tidak digunakan pada tahap pelatihan model. Pengujian ini

bertujuan untuk menilai kemampuan generalisasi model dalam mengklasifikasikan kondisi kesehatan mental berdasarkan pola perilaku digital yang diamati. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan beberapa metrik kuantitatif, yaitu akurasi, precision, recall, dan f1-score, sehingga dapat memberikan gambaran yang lebih menyeluruh mengenai keandalan model dalam menangani data yang bersifat kompleks dan mengandung noise. Hasil evaluasi ini juga digunakan untuk menilai keseimbangan performa model dalam mengklasifikasikan kelas mayoritas maupun kelas minoritas. Ringkasan hasil evaluasi performa model SVM dengan kernel RBF disajikan pada Gambar 9.

```

=== HASIL EVALUASI MODEL SVM RBF ===
Akurasi   : 94.3%
Precision : 66.3%
Recall    : 96.1%
F1-score  : 74.1%

=== Classification Report ===
              precision    recall  f1-score   support

   At_Risk         0.29         1.00         0.45         12
   Healthy         0.70         0.94         0.80         68
   Stressed        1.00         0.94         0.97         92

 accuracy                   0.94         1000
 macro avg                  0.66         0.96         0.74         1000
 weighted avg              0.97         0.94         0.95         1000

```

**Gambar 9.** Hasil Evaluasi Kinerja Model SVM

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi kesehatan mental menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) dengan kernel Radial Basis Function (RBF) berdasarkan variabel screen time dan interaksi sosial digital. Model yang dibangun mampu mengklasifikasikan kondisi kesehatan mental ke dalam tiga kelas, yaitu Healthy, Stressed, dan At Risk. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model menghasilkan akurasi sebesar 94,3%, dengan nilai precision 66,3%, recall 96,1%, dan f1-score 74,1%, yang menandakan bahwa model memiliki kemampuan deteksi yang sangat baik terhadap data positif meskipun tingkat ketepatan prediksi antar kelas masih bervariasi. Perbedaan nilai precision dan recall ini menunjukkan adanya pengaruh distribusi kelas yang tidak seimbang dalam dataset, namun secara keseluruhan model tetap mampu memberikan performa klasifikasi yang andal. Dengan demikian, penelitian ini membuktikan bahwa pola perilaku digital berupa screen time dan interaksi sosial daring berpotensi dimanfaatkan sebagai dasar klasifikasi kondisi kesehatan mental secara objektif dan berbasis data.

## REFERENCES

- [1] J. M. Nagata *et al.*, “Screen time and mental health: a prospective analysis of the Adolescent Brain Cognitive Development (ABCD) Study,” *BMC Public Health*, vol. 24, no. 1, 2024, doi: 10.1186/s12889-024-20102-x.
- [2] L. Marciano, M. Ostroumova, P. J. Schulz, and A. L. Camerini, “Digital Media Use and Adolescents’ Mental Health During the Covid-19 Pandemic: A Systematic Review and Meta-Analysis,” *Front. Public Heal.*, vol. 9, no. February, 2022, doi: 10.3389/fpubh.2021.793868.
- [3] M. D. A. Putera, “Mental Health Impacts By Elevated Digital Screen Time During Covid-19,” *J. Psychiatry Psychol. Behav. Res.*, vol. 5, no. 2, pp. 28–31, 2024, doi: 10.21776/ub.jppbr.2024.005.02.7.
- [4] M. Sechi, V. Saladino, D. Calaresi, and V. Verrastro, “Adolescent Mental Health in the Digital Era: Social Media, Screen Time, and Digital Literacy,” *J. Clin. Dev. Psychol.*, vol. 2025, no. 1, pp. 92–115, 2025, [Online]. Available: <https://doi.org/10.13129/2612-4033/0110-4799>
- [5] M. Mauliyanda and Sri Azizah Nazhifah, “Sentiment Analysis of Mental Health Using Support Vector Machine (SVM) with FastAPI Implementation,” *Brill. Res. Artif. Intell.*, vol. 5, no. 1, pp. 568–575, 2025, doi: 10.47709/brilliance.v5i1.6580.
- [6] Uswatun Hasanah and Zaehol Fatah, “Prediksi Tingkat Stress dan Kesehatan Mental Mahasiswa Menggunakan Algoritma SVM,” *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 4, no. 2, pp. 200–207, 2025, doi: 10.35473/jamastika.v4i2.4542.
- [7] S. Aleem, N. ul Huda, R. Amin, S. Khalid, S. S. Alshamrani, and A. Alshehri, “Machine Learning Algorithms for Depression: Diagnosis, Insights, and Research Directions,” *Electronics*, vol. 11, no. 7, p. 1111, Mar. 2022, doi: 10.3390/electronics11071111.
- [8] Styawati, Andi Nurkholis, Zaenal Abidin, and Heni Sulistiani, “Optimasi Parameter Support Vector Machine Berbasis Algoritma Firefly Pada Data Opini Film,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 5, pp. 904–910, Oct. 2021, doi: 10.29207/resti.v5i5.3380.
- [9] G. Cho, J. Yim, Y. Choi, J. Ko, and S. H. Lee, “Review of machine learning algorithms for diagnosing mental illness,” *Psychiatry Investig.*, vol. 16, no. 4, pp. 262–269, 2019, doi: 10.30773/pi.2018.12.21.2.
- [10] E. E. Pratiwi, A. R. Aisy, R. Rahmaddeni, and N. Ananta, “Klasifikasi Kesehatan Mental Pada Usia Remaja Menggunakan Metode SVM,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 13, no. 2, Apr. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i2.6232.
- [11] B. Kadirvelu, T. B. Bel, A. Freccero, M. Di Simplicio, D. Nicholls, and A. A. Faisal, “Digital Phenotyping for Adolescent Mental Health: A Feasibility Study Employing Machine Learning to Predict Mental Health Risk From Active and Passive Smartphone Data (Preprint),” Feb. 11, 2025, doi: 10.2196/preprints.72501.
- [12] J. Angskun, S. Tipprasert, and T. Angskun, “Big data analytics on social networks for real-time depression detection,” *J. Big*



- Data*, vol. 9, no. 1, 2022, doi: 10.1186/s40537-022-00622-2.
- [13] W. Kurniawan, A. Musthafa, and A. Kirani, “Analisis Klasifikasi Tingkat Kesehatan Mental pada Mahasiswi Akhir dalam Menempuh Tugas Akhir Menggunakan Algoritma Support Vector Machine.,” vol. 9, no. 2502, p. 2024, 2024, doi: <https://doi.org/10.46880/tamika.vol4no1.pp102-109>.
- [14] F. A. Sumantri and Y. H. Chrisnanto, “Prediksi Risiko Kesehatan Mental Mahasiswa Menggunakan Klasifikasi Naive Bayes,” vol. 12, no. 3, pp. 383–393, 2025, doi: 10.30865/jurikom.v12i3.8648.
- [15] T. Muthia and Y. E. Putra, “Perbandingan Akurasi Model Pembelajaran Mesin SVM , KNN , Decision Tree , dan Naive Bayes pada Klasifikasi Gangguan Kesehatan Mental”, doi: <https://doi.org/10.23960/elc.v18n3.2758>.
- [16] S. Selatan, “COMPARISON OF SVM , RANDOM FOREST , AND LOGISTIC REGRESSION PERFORMANCE IN STUDENT MENTAL,” vol. 9, no. 2, pp. 173–184, 2024, doi: <https://doi.org/10.36418/syntax-literate.v7i12.10699>.
- [17] K. Kaewpradit, P. Ngamchaliew, and N. Buathong, “Digital screen time usage, prevalence of excessive digital screen time, and its association with mental health, sleep quality, and academic performance among Southern University students,” *Front. Psychiatry*, vol. 16, no. March, pp. 1–10, 2025, doi: 10.3389/fpsyt.2025.1535631.
- [18] D. Alita, Y. Fernando, and H. Sulistiani, “Implementasi Algoritma Multiclass Svm Pada Opini Publik Berbahasa Indonesia Di Twitter,” *J. Tekno Kompak*, vol. 14, no. 2, p. 86, 2020, doi: 10.33365/jtk.v14i2.792.
- [19] M. T. Riaz, M. T. Riaz, A. Rehman, A. A. Bindajam, J. Mallick, and H. G. Abdo, “An integrated approach of support vector machine (SVM) and weight of evidence (Woe) techniques to map groundwater potential and assess water quality,” *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, 2024, doi: 10.1038/s41598-024-76607-3.
- [20] C. Fibriani and D. N. Kristiyani, “Model Klasifikasi Mental Siswa Menggunakan Algoritma Support Vector Machine,” *Progresif J. Ilm. Komput.*, vol. 21, no. 2, p. 472, 2025, doi: 10.35889/progresif.v21i2.2813.
- [21] R. M. S. Santos *et al.*, “The Associations Between Screen Time and Mental Health in Adults: A Systematic Review,” *J. Technol. Behav. Sci.*, vol. 9, no. 4, pp. 825–845, 2024, doi: 10.1007/s41347-024-00398-7.