

PENGARUH INFINITE SCROLLING TERHADAP ATTENTION SPAN PADA GEN Z MENGGUNAKAN RANDOM FOREST

Mohd Rizky Putra Pratama, M. Naufal Hisyam Ayandra, M. Ilham Fahlevi, Fathoni

Sistem Informasi, Universitas Sriwijaya

Jalan Srijaya Negara, Bukit Lama, Kec. Ilir Barat I, Palembang, Indonesia

Fahleviilham06@gmail.com

ABSTRAK

Maraknya platform berbasis *infinite scrolling* menimbulkan kekhawatiran terhadap penurunan kemampuan fokus pada generasi Z. Namun, penelitian sebelumnya umumnya terbatas pada analisis deskriptif atau hubungan linear sederhana, sehingga belum mampu menangkap kompleksitas perilaku digital. Penelitian ini bertujuan untuk memodelkan hubungan antara perilaku *infinite scrolling* dan *attention span* generasi Z secara lebih komprehensif. Metode yang digunakan adalah algoritma Random Forest dengan data sekunder dari Kaggle. Variabel prediktor meliputi *average screen time*, *screen activity*, *app category*, *environment*, dan *notification handling*, dengan *attention span* sebagai variabel target. Data dibagi dengan rasio 80:20, dioptimasi menggunakan GridSearchCV, dan divalidasi melalui K-Fold Cross Validation. Hasil menunjukkan bahwa model awal memiliki akurasi 0,40 dan menurun menjadi 0,36 setelah optimasi, mengindikasikan performa yang belum optimal. Analisis *feature importance* menunjukkan bahwa *average screen time* merupakan faktor paling berpengaruh dibandingkan variabel lainnya. Keterbatasan jumlah data dan ketidakseimbangan distribusi kelas diduga menjadi penyebab utama rendahnya performa model.

Kata kunci : *Infinite Scrolling, Attention span, Random Forest, Machine Learning, Generasi Z, Screen Time*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital dalam beberapa tahun terakhir telah mengubah perilaku manusia secara signifikan [1]. Hal ini diperkuat oleh data Kepios yang menunjukkan bahwa jumlah pengguna media sosial global telah mencapai 5,66 miliar atau setara dengan 68,7% dari total populasi dunia, dengan pertumbuhan sebesar 259 juta pengguna baru dalam satu tahun terakhir [2]. Selain itu, penggunaan smartphone sebagai perangkat utama juga semakin dominan, dengan 5,78 miliar pengguna atau 70,5% populasi global dan tingkat penetrasi mencapai hampir 87% dari seluruh perangkat seluler [2]. Transformasi ini mendorong perubahan pola konsumsi informasi, khususnya melalui platform seperti TikTok, Instagram Reels, dan YouTube Shorts, yang menggeser preferensi dari konten berdurasi panjang menjadi konten singkat yang bersifat instan [3]. Kondisi tersebut tidak hanya meningkatkan intensitas konsumsi informasi, tetapi juga membentuk kebiasaan hidup dalam ritme cepat, terutama pada kalangan mahasiswa [4].

Fenomena tersebut erat kaitannya dengan desain antarmuka digital, khususnya mekanisme *infinite scrolling* yang memungkinkan penyajian konten tanpa batas [5]. Mekanisme ini menghilangkan *stopping cues* alami, sehingga pengguna terdorong untuk terus berinteraksi dalam durasi yang panjang [6]. Secara psikologis, sistem ini mengadopsi prinsip *variable ratio reward* yang memicu pelepasan dopamin secara berkelanjutan akibat ketidakpastian konten yang muncul [7][8]. Akibatnya, tingkat keterlibatan (*engagement*) meningkat secara signifikan, namun di sisi lain juga menimbulkan potensi perilaku adiktif dan konsumsi informasi yang bersifat pasif [9][10].

Dampak kognitifnya terlihat dari penurunan rata-rata rentang perhatian pada perangkat digital dari 150 detik pada tahun 2004 menjadi 47 detik pada tahun 2024 [11].

Paparan berkelanjutan terhadap stimulasi instan tersebut memicu perubahan dalam pola atensi manusia. Individu cenderung mengalami distraksi digital akibat perpindahan fokus secara cepat (*attention switching*) [12], yang menyebabkan fragmentasi kemampuan *sustained attention*. Kondisi ini ditandai dengan menurunnya toleransi terhadap kebosanan, meningkatnya kecenderungan untuk melakukan *skimming*, serta melemahnya kemampuan pemrosesan informasi secara mendalam [13]. Selain itu, akumulasi distraksi dari interaksi layar dan notifikasi yang tidak terkelola dengan baik turut memperburuk kualitas konsentrasi. Dalam jangka panjang, kondisi ini berdampak pada meningkatnya beban mental, menurunnya efisiensi kognitif, serta berpotensi menurunkan kualitas performa individu dalam menyelesaikan tugas [14].

Sejumlah penelitian sebelumnya telah menunjukkan adanya hubungan antara penggunaan media sosial dan penurunan tingkat atensi. Kakambong menemukan korelasi negatif sebesar -0,346 antara ketergantungan media sosial dan perhatian [15]. Sementara Husain menunjukkan bahwa intensitas interaksi digital berkontribusi terhadap penurunan rentang perhatian [16]. Namun demikian, sebagian besar penelitian masih terbatas pada pendekatan deskriptif atau korelasi linear sederhana, sehingga belum mampu menangkap kompleksitas hubungan non-linear antar variabel perilaku digital. Selain itu, penelitian yang mengintegrasikan berbagai fitur perilaku pengguna ke dalam model prediktif

untuk mengklasifikasikan *attention span* masih relatif terbatas. Kondisi ini menunjukkan adanya *research gap* yang signifikan, sehingga diperlukan pendekatan yang lebih komprehensif dan berbasis data [17].

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan untuk memodelkan pengaruh perilaku *infinite scrolling* terhadap *attention span* generasi Z menggunakan pendekatan *machine learning*. Algoritma Random Forest dipilih karena kemampuannya dalam menangani hubungan non-linear serta memproses data multidimensi secara efektif. Variabel yang digunakan meliputi *average screen time*, *screen activity*, *app category*, *environment*, dan *notification handling*, yang diolah untuk menghasilkan model klasifikasi yang objektif dan terukur[18]. Melalui pendekatan ini, penelitian diharapkan mampu mengidentifikasi faktor dominan yang memengaruhi penurunan atensi serta memberikan kontribusi dalam pengembangan strategi literasi digital dan perancangan sistem yang lebih mendukung kesehatan kognitif pengguna[19][20].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Infinite Scrolling

Menurut Rixen[21], *infinite scrolling* bekerja dengan mekanisme *variable reward* yang memicu keterlibatan pengguna secara berkelanjutan. Mekanisme ini menyebabkan pengguna sulit untuk berhenti karena tidak ada *stopping cues* dalam digital interface. Fenomena ini sering dikenal dengan *scroll culture*, yang membawa konsumsi informasi cepat dan berulang. Penelitian ini menunjukkan bahwa *scroll culture* bisa menyebabkan *overstimulation* kognitif yang berdampak kepada penurunan konsentrasi[3]. Selain itu, pengonsumsi konten berkelanjutan menyebabkan individu terbiasa melakukan *skimming* dibandingkan pemrosesan mendalam[16]. Penelitian lain juga menunjukkan bahwa perilaku digital modern berkaitan dengan *brain reward system* yang mendorong penggunaan secara kompulsif[22].

2.2. Attention Span

Penelitian Mark[11] menunjukkan bahwa durasi perhatian manusia mengalami penurunan signifikan dalam beberapa decade terakhir. Pernyataan Firth[23] mendukung hal ini dengan menyebutkan bahwa pemakaian internet yang intensif dapat berdampak pada fungsi kognitif, seperti perhatian dan memori. Rajeswari dan Vakkil[15] menemukan bahwa penggunaan media sosial yang intens dapat mengurangi perhatian yang berkelanjutan dan meningkatkan distraksi. Selain itu, penelitian dari Kakambong[24] menunjukkan adanya korelasi negatif antara kecanduan media sosial dan *attention span* pada mahasiswa. Ramadhan[25] juga menemukan bahwa menonton konten video pendek menyebabkan perhatian terpecah, di mana orang lebih sering beralih fokus dalam waktu yang singkat. Dengan kata lain,

durasi perhatian pada generasi Z sangat dipengaruhi oleh frekuensi penggunaan media digital.

2.3. Perubahan Pola Pemrosesan Informasi

Paparan informasi yang berkelanjutan juga memicu perubahan dalam pola pemrosesan kognitif. Menurut Ruslan[16], terjadi pergeseran dari *deep processing* menuju *shallow processing*, di mana individu cenderung memproses informasi secara dangkal. Hal ini didukung oleh Astuti[26] yang menemukan bahwa konsumsi video berdurasi pendek dapat menurunkan tingkat perhatian. Selain itu, Christian dan Budiarto[27] menunjukkan bahwa durasi penggunaan media sosial berkorelasi dengan penurunan *attention span*, sementara penelitian dari Batubara[28] mengidentifikasi hubungan negatif antara kebiasaan menggulir dengan konsentrasi belajar. Studi oleh Manning[22] juga menegaskan bahwa penggunaan media digital yang berlebihan dapat memengaruhi regulasi perhatian. Dengan demikian, *infinite scrolling* berkontribusi terhadap pergeseran pola perhatian dari fokus yang berkelanjutan menjadi perhatian yang cepat dan terfragmentasi. Oleh karena itu, *infinite scrolling* tidak hanya berperan sebagai fitur teknis, tetapi juga membentuk pola pikir pengguna

2.4. Gap Analysis

sebagian besar penelitian sebelumnya masih berfokus pada analisis statistik konvensional dan hubungan linear antar variabel. Studi Salim dan Jannah[29] menunjukkan bahwa *attention span* dipengaruhi oleh distraksi digital dan regulasi diri, sementara Batubara[28] mengaitkan perilaku menggulir dengan motivasi belajar. Namun, penelitian yang secara khusus mengeksplorasi *infinite scrolling* sebagai variabel utama masih terbatas. Selain itu, pendekatan konvensional belum mampu menangkap kompleksitas hubungan non-linear antara berbagai faktor perilaku digital. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis *machine learning* untuk memberikan analisis yang lebih komprehensif.

2.5. Penelitian Terdahulu

Sejumlah penelitian menunjukkan adanya keterkaitan antara penggunaan media sosial dan penurunan tingkat perhatian. Kakambong [15] menemukan korelasi negatif antara ketergantungan media sosial dan perhatian ($-0,346$), sementara Husain [16] menunjukkan bahwa intensitas interaksi digital berkontribusi terhadap penurunan *attention span*. Rajeswari dan Vakkil [15] mengungkapkan bahwa mekanisme *infinite scrolling* mendorong konsumsi konten tanpa batas, sedangkan Alter [7] menjelaskan melalui pendekatan psikologi bahwa prinsip *variable ratio reward* memicu respons dopamin berulang yang meningkatkan potensi adiksi.

Lebih lanjut, Montag dan Hegelich [21] menyoroti dampak penggunaan media sosial terhadap penurunan *sustained attention*, dan Ophir et al. [13]

menunjukkan bahwa multitasking digital berkorelasi dengan rendahnya kontrol perhatian. Meskipun demikian, sebagian besar penelitian masih menggunakan pendekatan deskriptif atau linear sederhana, sehingga belum mampu menangkap hubungan kompleks antar variabel perilaku digital. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis machine learning untuk menghasilkan analisis yang lebih komprehensif.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari platform Kaggle yang menyediakan dataset terkait perilaku penggunaan perangkat digital dan attention span pada pengguna generasi Z. Dataset tersebut berisi berbagai variabel yang merepresentasikan aktivitas penggunaan perangkat digital, seperti average screen time, screen activity, app category, environment, notification handling. Dataset juga memuat variabel attention span yang digunakan sebagai variabel dependen dalam penelitian ini. Teknik pengumpulan data dilakukan melalui metode studi dokumentasi dengan cara mengunduh dataset dalam format file yang telah tersedia, kemudian digunakan sebagai bahan analisis tanpa melakukan pengambilan data secara langsung di lapangan.

3.1. Prosedur Penelitian

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode data mining dengan pendekatan klasifikasi menggunakan algoritma Random Forest yang ditunjang dengan visualisasi diagram alur penelitian. Prosedur penelitian ini disusun secara sistematis untuk menganalisis pengaruh perilaku infinite scrolling terhadap attention span pada generasi Z. Tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

3.2. Metode Pengumpulan Data

Pada tahapan ini, metode pengumpulan data yang digunakan mencakup:

a. Metode Analisa Data Kuantitatif

Metode analisa data kuantitatif dilakukan dengan memanfaatkan dataset yang diperoleh dari Kaggle. Data yang digunakan terlebih dahulu dianalisis untuk mengidentifikasi pola serta menentukan variabel yang relevan dalam proses klasifikasi. Analisis ini juga digunakan untuk menyaring fitur-fitur penting yang akan digunakan dalam model machine learning serta mendukung proses visualisasi data guna mempermudah penyajian hasil penelitian.

b. Metode Studi Literatur

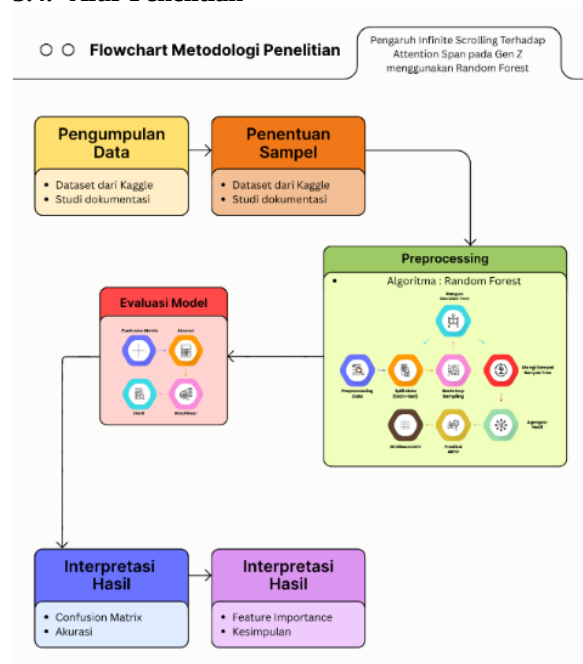
Metode analisa data kuantitatif dilakukan dengan memanfaatkan dataset yang diperoleh dari Kaggle. Data yang digunakan terlebih dahulu dianalisis untuk mengidentifikasi pola serta menentukan variabel yang relevan dalam proses klasifikasi. Analisis ini juga digunakan untuk menyaring fitur-

fitur penting yang akan digunakan dalam model machine learning serta mendukung proses visualisasi data guna mempermudah penyajian hasil penelitian.

3.3. Metode Menentukan Jumlah Sampel

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari Kaggle dan terdiri dari sejumlah data yang merepresentasikan perilaku penggunaan perangkat digital. Teknik pengambilan sampel yang digunakan adalah total sampling, di mana seluruh data yang tersedia dalam dataset digunakan sebagai sampel penelitian. Pendekatan ini dipilih karena dataset telah terstruktur dengan baik dan sesuai dengan kebutuhan penelitian sehingga tidak diperlukan proses sampling tambahan.

3.4. Alur Penelitian



Gambar 1. Diagram alur penelitian

Tahapan penelitian dilakukan sesuai dengan alur pada diagram flowchart yang telah dirancang. Proses penelitian meliputi beberapa tahap utama, yaitu preprocessing data, modeling, evaluasi model, dan interpretasi hasil.

3.5. Preprocessing

Dataset yang digunakan terdiri dari beberapa variabel, yaitu:

- Gender : Jenis Kelamin dari partisipasi [0:Laki-laki, 1:Perempuan]
- Average Screen Time : Rata-rata waktu yang dihabiskan oleh seorang partisipan setiap hari untuk menggunakan perangkat layar. [0:'Less than 2', 1: '2-4', 2: '4-6', 3: '6-8', 4: '8-10', 5: 'More than 10']
- Screen Activity: enis aktivitas layar yang paling disukai atau paling sering dilakukan oleh partisipan. [0:'Academic/Work-related',

- 1: 'Entertainment (gaming, streaming, social media, etc.)']
- d. App Category: Kategori aplikasi yang paling disukai atau paling sering digunakan oleh partisipan. [0: 'Gaming', 1: 'Messaging (e.g., WhatsApp, Messenger)', 2: 'Productivity (e.g., Microsoft Office, Notion)', 3: 'Social Media (e.g., Facebook, Instagram, LinkedIn, Twitter)', 4: 'Streaming (e.g., YouTube, Netflix)']
 - e. Environment: Lingkungan kerja atau suasana yang paling disukai oleh partisipan saat melakukan aktivitas. [0: 'Background noise/music', 1: 'Collaborative/team setting', 2: 'I can work in any environment', 3: 'Quite workplace']
 - f. Notification Handling: Cara atau strategi yang digunakan oleh partisipan dalam menangani notifikasi (pemberitahuan) dari perangkat mereka. [0: 'Check them briefly and resume my work', 1: 'Ignore them until my task is completed', 2: 'Spend time interacting with the notifications', 3: 'Turn off notifications altogether']
 - g. Attention Span: Tingkat kemampuan fokus (rentang perhatian) yang dilaporkan sendiri oleh partisipan saat mengerjakan tugas berbasis layar. [0: 'Less than 10 minutes', 1: '10–30 minutes', 2: '30–60 minutes', 3: 'More than 1 hour']
- Sebagian besar variabel merupakan data kategorikal sehingga dilakukan proses transformasi data ke dalam bentuk numerik menggunakan teknik Label Encoding.
- Tahapan preprocessing yang dilakukan meliputi:
- h. Pembersihan data (data cleaning) dengan menghapus data yang tidak relevan.
 - i. Penanganan missing value dengan menghapus data yang kosong.
 - j. Pembagian data menjadi variabel independen (X) dan dependen (Y)
- Attention span digunakan sebagai target klasifikasi untuk memprediksi tingkat perhatian berdasarkan perilaku penggunaan perangkat digital.

3.6. Modeling

Setelah tahap preprocessing, proses modeling dilakukan menggunakan algoritma Random Forest. Algoritma ini merupakan metode ensemble yang menggabungkan banyak decision tree untuk meningkatkan akurasi dan stabilitas model. Tahapan dalam Random Forest meliputi:

- a. Pembagian dataset menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 80:20
- b. Pembangunan beberapa decision tree menggunakan teknik bootstrap sampling
- c. Pemilihan subset fitur secara acak pada setiap tree
- d. Pengulangan proses hingga terbentuk banyak tree
- e. Penggabungan hasil prediksi (agregasi) untuk menghasilkan prediksi akhir

3.7. Optimasi Model

Optimasi model dilakukan menggunakan metode GridSearchCV untuk menemukan kombinasi parameter terbaik dari algoritma Random Forest. Parameter yang diuji dalam penelitian ini meliputi:

- a. n_estimators (jumlah pohon)
- b. max_depth (kedalaman maksimum pohon)
- c. max_features (jumlah fitur yang digunakan)
- d. min_samples_split (jumlah minimum sampel untuk pemisahan node)

Proses GridSearchCV dilakukan dengan menguji berbagai kombinasi parameter dan memilih parameter terbaik berdasarkan performa model.

3.8. Validasi Model (K-Fold Cross Validation)

Validasi model dilakukan menggunakan metode K-Fold Cross Validation, di mana dataset dibagi menjadi beberapa bagian (fold). Setiap fold secara bergantian digunakan sebagai data uji dan data latih. Metode ini bertujuan untuk:

- a. Mengurangi bias akibat pembagian data
- b. Meningkatkan stabilitas model
- c. Memastikan model memiliki performa yang konsisten

3.9. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur performa algoritma Random Forest dalam melakukan klasifikasi attention span.

Metode evaluasi yang digunakan meliputi:

- a. Confusion Matrix, untuk melihat perbandingan antara hasil prediksi dan data aktual
- b. Akurasi, untuk mengukur tingkat ketepatan model
- c. Classification Report, yang mencakup precision, recall, dan F1-score

3.10. Interpretasi Hasil

Tahap interpretasi dilakukan untuk memahami hasil dari model yang telah dibangun. Analisis dilakukan terhadap:

- a. Feature Importance, untuk mengetahui variabel yang paling berpengaruh terhadap attention span
- b. Kesimpulan hasil klasifikasi, untuk melihat pola hubungan antara infinite scrolling dan attention span

3.11. Metode Validasi Hasil Proses Penelitian

Validasi dilakukan untuk memastikan model yang dihasilkan memiliki performa yang dapat diandalkan. Metode validasi yang digunakan adalah train-test split, yaitu membagi data menjadi data latih dan data uji. Selain itu, validasi juga dilakukan dengan membandingkan hasil evaluasi model menggunakan metrik seperti akurasi dan confusion matrix. Hasil validasi ini digunakan untuk menilai kualitas model dalam mengklasifikasikan attention span.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh perilaku infinite scrolling terhadap attention span pada generasi Z menggunakan algoritma Random Forest. Variabel independen yang digunakan meliputi gender, average screen time, screen activity, app category, environment, dan notification handling, sedangkan variabel dependen adalah attention span. Proses pengolahan data dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu preprocessing data, pembagian data, pembangunan model, optimasi model menggunakan GridSearchCV, serta evaluasi model. Dataset dibagi menjadi data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20%, dengan jumlah data uji sebanyak 25 data. Memuat hasil, Pengujian dan pembahasan tentang skripsi yang telah dilakukan.

Tabel 1. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi Random Forest.

True/Predicted	0	1	2	3
0	0	5	3	0
1	1	6	2	2
2	0	2	3	0
3	0	2	0	1

Berdasarkan Tabel 4.1, performa model awal menunjukkan bahwa terdapat kesalahan klasifikasi yang cukup tinggi pada sebagian besar kelas. Hasil uji yang berhasil diprediksi dengan benar hanya sebagian dari total 25 data uji. Pada kelas 0, tidak terdapat sama sekali prediksi yang benar (0/8), yang menunjukkan bahwa model gagal mengenali pola pada kelas tersebut. Pada kelas 1, model mampu memprediksi dengan benar sebanyak 6 dari 11 data, atau sekitar 54,5%, sehingga dapat dikatakan bahwa kelas ini merupakan kelas yang paling mudah dikenali oleh model. Pada kelas 2, seluruh data berhasil terdeteksi (recall = 1.00), namun nilai precision yang lebih rendah menunjukkan bahwa terdapat kesalahan prediksi dari kelas lain ke kelas ini. Sementara itu, pada kelas 3, hanya 1 dari 3 data yang berhasil diprediksi dengan benar, yang menunjukkan performa model yang masih rendah pada kelas tersebut. Secara keseluruhan, model cenderung melakukan kesalahan prediksi ke kelas 1, yang mengindikasikan adanya bias terhadap kelas dengan jumlah data yang lebih besar.

Tabel 2. Peforma hasil klasifikasi random forest

	Precision	Recall	F1-Score	Support
0	0.00	0.00	0.00	8
1	0.46	0.55	0.50	11
2	0.38	1.00	0.55	3
3	0.33	0.33	0.33	3
Accuracy			0.40	25
Marco avg	0.29	0.47	0.34	25
Weighted avg	0.29	0.40	0.33	25

Hasil evaluasi pada Tabel 4.2 menunjukkan bahwa model memiliki akurasi sebesar 0.40, yang berarti hanya 40% data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar. Nilai macro average F1-score sebesar 0.34 dan weighted average F1-score sebesar 0.33 menunjukkan bahwa performa model masih belum stabil dalam mengklasifikasikan seluruh kelas secara merata. Kelas 0 memiliki nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 0.00, yang mengindikasikan bahwa model tidak mampu mengenali kelas tersebut sama sekali. Sebaliknya, kelas 1 menunjukkan performa yang relatif lebih baik dengan F1-score sebesar 0.50, sedangkan kelas 2 memiliki recall tertinggi sebesar 1.00 namun precision hanya sebesar 0.38. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun model mampu mendeteksi seluruh data pada kelas tertentu, tingkat kesalahan prediksi masih cukup tinggi.

Tabel 3. Lisr parameter model

Parameter	Nilai
N_estimators	50,100,150,200
Max_Features	2,3,4
Max_depth	10,20,30
Min_samples_split	2,5,10

Selanjutnya, dilakukan optimasi model menggunakan GridSearchCV dan validasi menggunakan K-Fold Cross Validation untuk meningkatkan performa model. Parameter yang diuji meliputi n_estimators, max_depth, max_features, dan min_samples_split. Namun, hasil optimasi yang ditunjukkan pada Tabel 3.4 dan Tabel 3.5 menunjukkan bahwa performa model tidak mengalami peningkatan yang signifikan. Akurasi model justru menurun dari 0.40 menjadi 0.36, yang menunjukkan bahwa kombinasi parameter yang dihasilkan belum mampu meningkatkan kemampuan generalisasi model.

Tabel 4. Confussion matrix RF dengan K-FolderGridSearchCV

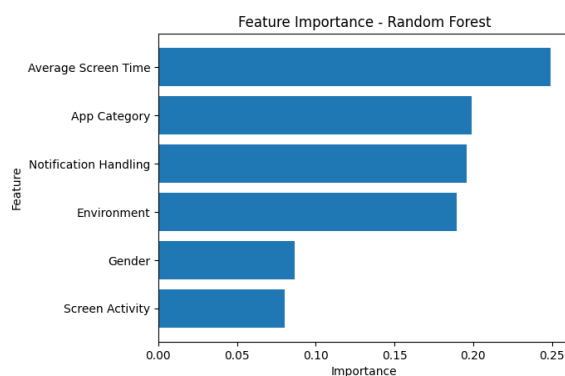
True/Predicted	0	1	2	3
0	0	4	4	0
1	1	5	3	2
2	0	0	3	0
3	0	2	0	1

Berdasarkan Tabel 4.4, performa klasifikasi pada beberapa kelas masih menunjukkan pola yang serupa dengan model awal. Pada kelas 0, model tetap tidak mampu melakukan prediksi dengan benar (0/8), yang menunjukkan bahwa permasalahan pada kelas ini belum teratasi. Pada kelas 1, jumlah prediksi benar sedikit menurun dari 6 menjadi 5, sedangkan pada kelas 2 model tetap mampu mendeteksi seluruh data dengan benar. Pada kelas 3, performa model masih rendah dengan hanya 1 prediksi benar. Hal ini menunjukkan bahwa proses optimasi belum memberikan perbaikan yang signifikan terhadap kemampuan model dalam membedakan antar kelas.

Tabel 5. Performa hasil klasifikasi RF dengan K-Fold dan GridSearchCV

	Precision	Recall	F1-Score	Support
0	0.00	0.00	0.00	8
1	0.45	0.45	0.45	11
2	0.30	1.00	0.46	3
3	0.33	0.33	0.33	3
Accuracy			0.36	25
Marco avg	0.27	0.45	0.31	25
Weighted avg	0.28	0.36	0.30	25

Hasil evaluasi pada Tabel 4.5 menunjukkan bahwa nilai macro average F1-score menurun dari 0.34 menjadi 0.31, sedangkan weighted average F1-score menurun dari 0.33 menjadi 0.30. Penurunan ini mengindikasikan bahwa model menjadi kurang stabil setelah dilakukan optimasi. Kondisi ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor, seperti jumlah data yang relatif kecil, distribusi kelas yang tidak seimbang, serta kompleksitas pola data yang sulit ditangkap oleh model Random Forest.



Gambar 2. Feature importance RF

Analisis lebih lanjut dilakukan menggunakan feature importance yang ditunjukkan pada Gambar 4.1. Hasil menunjukkan bahwa variabel average screen time memiliki nilai importance tertinggi (sekitar 0.24), yang berarti variabel ini memiliki kontribusi paling besar dalam menentukan attention span. Variabel app category, notification handling, dan environment juga memiliki kontribusi yang cukup signifikan dengan nilai importance masing-masing berada pada kisaran 0.18–0.20. Sementara itu, variabel gender dan screen activity memiliki nilai importance yang lebih rendah (sekitar 0.08), yang menunjukkan bahwa pengaruhnya terhadap attention span relatif kecil.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Random Forest dalam penelitian ini tidak bekerja seperti yang diharapkan. Akurasi awal hanya 0,40 dan setelah dioptimasi dengan GridSearchCV dan K-Fold Cross Validation, angkanya justru turun ke 0,36. Kelas 0 bahkan tidak terdeteksi sama sekali, yang artinya model gagal mengenali sebagian pola data secara menyeluruh.

Meski begitu, ada yang layak dicatat dari analisis feature importance: *average screen time* jauh lebih dominan dibanding variabel lainnya dalam memengaruhi attention span. Kategori aplikasi dan penanganan notifikasi mengikuti di posisi berikutnya. Gender dan aktivitas layar hampir tidak berpengaruh.

Temuan ini mengisyaratkan bahwa durasi penggunaan layer, bukan jenis kontennya, yang paling berkaitan dengan penurunan perhatian pada generasi Z. Soal performa model yang stagnan, penyebabnya cukup jelas: data terlalu sedikit dan distribusinya tidak merata. Penelitian lanjutan dengan dataset yang lebih besar dan seimbang kemungkinan akan mengubah gambarannya secara cukup signifikan.

Jika penelitian ini ingin dilanjutkan, titik awal yang paling masuk akal adalah data. Dataset yang kecil dan distribusi kelas yang timpang adalah dua kendala yang paling langsung menjelaskan mengapa model stagnan di akurasi 0,36. Menambah jumlah sampel dan menyeimbangkan distribusinya bukan sekadar saran teknis, ini prasyarat sebelum hal lain bisa diperbaiki. Variabel yang digunakan juga perlu dievaluasi ulang; faktor psikologis atau kebiasaan belajar belum masuk dalam model ini, padahal keduanya kemungkinan punya hubungan yang lebih langsung dengan attention span.

Soal pilihan algoritma, Random Forest tidak harus jadi satu-satunya opsi. XGBoost lebih toleran terhadap ketidakseimbangan kelas; SVM bekerja lebih baik di ruang fitur yang lebih sempit; Neural Network baru relevan kalau data bertambah cukup banyak. Rekayasa fitur yang lebih dalam, misalnya membangun fitur interaksi antar variable, juga layak dicoba sebelum langsung beralih algoritma.

Secara praktis, temuan penelitian ini diharapkan mampu menjadi landasan bagi mahasiswa untuk lebih cermat dalam mengatur waktu penggunaan perangkat digital karena penelitian ini membuktikan bahwa bukan soal aplikasi apa yang dipakai, tapi berapa lama layar itu dipegang. Itu yang datanya bilang.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Fenomenologis Perspektif al-Qur, an Surah Al-, Z. Al Qodhi, and U. Maulana Malik Ibrahim Malang, "Al-Kindi: Jurnal Pendidikan Islam Multidisipliner Scroll Culture dan Krisis Manajemen Waktu Mahasiswa," vol. 2.
- [2] WeAreSocial, "Digital 2026 Global Overview Report."
- [3] K. I. Tsani, M. Aly, S. A. Garini, N. A. Putri, H. P. Yuwinanto, and F. Mutia, "Dampak Scroll Culture terhadap Daya Konsentrasi Generasi Z: Tinjauan Literatur Psikologi dan Media Digital," *Jurnal Penelitian Inovatif*, vol. 5, no. 4, pp. 2723–2730, Sep. 2025, doi: 10.54082/jupin.1673.
- [4] H. K. Onyeaka *et al.*, "Excessive screen time behaviors and cognitive difficulties among adolescents in the United States: Results from the 2017 and 2019 national youth risk behavior

- survey,” *Psychiatry Res.*, vol. 316, p. 114740, Oct. 2022, doi: 10.1016/j.psychres.2022.114740.
- [5] M. R. S. Wibowo, F. R. N. Wahidah, and H. M. Agil, “Self-regulation and tendency of smartphone addiction among college students,” *Jurnal Ilmiah Psikologi Terapan*, vol. 12, no. 1, pp. 33–38, Jan. 2024, doi: 10.22219/jipt.v12i1.28638.
 - [6] Ahmad Zaki Ilman Nasution and Nurussakinah Daulay, “Implementation of Information Services Through Self Control Strategies in Overcoming Smartphone Addiction in Students,” *Jurnal Ilmiah Sekolah Dasar*, vol. 7, no. 3, pp. 396–404, Aug. 2023, doi: 10.23887/jisd.v7i3.59157.
 - [7] D. G. Patel, A. Hanumanpratap Singh Kshatri, S. Kommuru, and C. K. Javvaji, “A Narrative Review of Digital Addiction and Health: A New Challenge for Modern Medicine,” *Cureus*, Dec. 2025, doi: 10.7759/cureus.100491.
 - [8] L. Manuali, “Addictive motivational scaffolds and the structure of social media,” *Synthese*, vol. 206, no. 5, Nov. 2025, doi: 10.1007/s11229-025-05312-z.
 - [9] S. Tabish, “From Evolution to Obsession: Understanding Digital Addiction Among Youth in the Modern Age,” *American Journal of Health Research*, vol. 13, no. 4, pp. 248–258, Aug. 2025, doi: 10.11648/j.ajhr.20251304.17.
 - [10] Y. Khazaal, A. Martins Valena, C.-Y. Lin, E. Stanculescu, and A. M. Weinstein, “Problematic Social Networking Site use-effects on mental health and the brain”.
 - [11] G. Mark, *Attention span: A groundbreaking way to restore balance, happiness and productivity*. Harlequin, 2023.
 - [12] C. Ssengonzi, O. P. Kogeda, and T. O. Olwal, “A survey of deep reinforcement learning application in 5G and beyond network slicing and virtualization,” Jul. 01, 2022, *Elsevier B.V.* doi: 10.1016/j.array.2022.100142.
 - [13] N. A. Fauzi, “TIKTOK BRAIN: EFEK VIDEO PENDEK PADA DAYA KONSENTRASI MAHASISWA PENDIDIKAN AGAMA ISLAM IAIN PALANGKA RAYA,” *Jurnal Multidisiplin Ilmu Akademik*, vol. 2, no. 3, pp. 576–587, 2025, doi: 10.61722/jmia.v2i3.5006.
 - [14] D. Gheza and W. Kool, “Distractor-specific control adaptation in multidimensional environments,” *Nat. Hum. Behav.*, vol. 9, no. 3, pp. 534–553, 2025, doi: 10.1038/s41562-024-02088-z.
 - [15] N. Rajeswari and M. Vakkil, “SCROLLING AND SUSTAINED ATTENTION: HOW SOCIAL MEDIA INFLUENCE SUSTAINED ATTENTION OF HIGH SCHOOL STUDENTS,” *ShodhKosh: Journal of Visual and Performing Arts*, vol. 5, no. 6, Jun. 2024, doi: 10.29121/shodhkosh.v5.i6.2024.1726.
 - [16] M. Ruslan, D. Lyesmaya, Barkah, and I. Thakur, “Reading in the Scroll Era: Generation Z’s Digital Literacy in a Culture of Quick Forgetfulness,” *Tadris: Jurnal Keguruan dan Ilmu Tarbiyah*, vol. 10, no. 2, pp. 637–648, Dec. 2025, doi: 10.24042/tadris.v10i1.28690.
 - [17] F. N. Jamilah, “IMPLEMENTASI DATA MINING UNTUK PREDIKSI DAN KLASIFIKASI TINGKAT STRES MENGGUNAKAN ALGORITMA RANDOM FOREST,” *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 14, no. 1, Jan. 2026, doi: 10.23960/jitet.v14i1.8838.
 - [18] N. F. Mohd Ali, A. F. Mohd Sadullah, A. P. P. Abdul Majeed, M. A. Mohd Razman, and R. M. Musa, “The identification of significant features towards travel mode choice and its prediction via optimised random forest classifier: An evaluation for active commuting behavior,” *J. Transp. Health*, vol. 25, p. 101362, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jth.2022.101362>.
 - [19] Y. B. Mohammed and D. Karagozlu, “A Review of Human-Computer Interaction Design Approaches towards Information Systems Development,” *Brain (Bacau)*, vol. 12, no. 1, pp. 229–250, Mar. 2021, doi: 10.18662/brain/12.1/180.
 - [20] X. Yuan, S. Liu, W. Feng, and G. Dauphin, “Feature Importance Ranking of Random Forest-Based End-to-End Learning Algorithm,” *Remote Sens. (Basel)*, vol. 15, no. 21, Nov. 2023, doi: 10.3390/rs15215203.
 - [21] J. O. Rixen *et al.*, “The Loop and Reasons to Break It: Investigating Infinite Scrolling Behaviour in Social Media Applications and Reasons to Stop,” *Proc. ACM Hum. Comput. Interact.*, vol. 7, no. MHCI, Sep. 2023, doi: 10.1145/3604275.
 - [22] V. Manning, P. J. Kelly, and A. L. Baker, “The role of peer support and mutual aid in reducing harm from alcohol, drugs and tobacco in 2020,” *Addictive Behaviors*, vol. 109, p. 106480, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2020.106480>.
 - [23] J. Firth *et al.*, “The ‘online brain’: how the Internet may be changing our cognition,” *World Psychiatry*, vol. 18, no. 2, pp. 119–129, Jun. 2019, doi: 10.1002/wps.20617.
 - [24] S. J. Kakambong, J. S. V. Sinolungan, H. Opod, and C. Pali, “Korelasi antara Kecanduan Media Sosial dengan Tingkat Atensi Mahasiswa di Sulawesi Utara,” *e-CliniC*, vol. 13, no. 3, pp. 422–427, Jul. 2025, doi: 10.35790/ecl.v13i3.62661.
 - [25] D. F. Ramadhan, D. Janarwiguna, Z. Haq, A. Karimi, and N. A. Rakhmawati, “Analisis Hasil Asesmen Pribadi Rentang Perhatian Mahasiswa Sistem Informasi ITSS Pengonsumsi Konten Video Pendek di Media Sosial,” *Researchgate.net*, 2024.

- [26] C. P. Astuti, M. Raafky, G. Rahmadhani, and S. Priyadi, "APAKAH BENAR SERING BERMAIN TIKTOK MENURUNKAN ATTENTION SPAN MAHASISWA?," *Psyche: Jurnal Psikologi*, vol. 8, no. 1, pp. 127–139, 2026.
- [27] D. Christian and Y. Budiarto, "HUBUNGAN DURASI TIKTOK DAN RENTANG PERHATIAN PADA PENGGUNA AKTIF DI USIA DEWASA MUDA," vol. 4, no. 4, 2024, [Online]. Available: <https://jurnalp4i.com/index.php/paedagogy>
- [28] H. Batubara *et al.*, "Analisis Motivasi Belajar Pelajar yang Kecanduan Scrolling Media Sosial," *JISER: Journal of Islamic and Scientific Education Research*, vol. 02, no. 03, pp. 13–22, 2025, [Online]. Available: <https://jurnal.uinsyahada.ac.id/index.php/SJPAI/index>
- [29] I. E. Salim and M. Jannah, "Nomor 01," *Jurnal Empati*, vol. 15, pp. 50–59, 2026.