

ASSOCIATION RULE MINING EKSTRAKSI POLA PERILAKU PENGGUNA TIKTOK SISWA SD

Sopi¹⁾, Chandra Kirana²⁾

^{1,2)}Teknik Informatika Institut Sains dan Bisnis Atma Luhur
email: 2311500038@mahasiswa.atmaluhur.ac.id¹⁾, chandra.kirana@atmaluhur.ac.id²⁾

Abstraksi

Penelitian ini didasari oleh fenomena paparan konten digital yang masif pada anak usia dini, yang memicu kekhawatiran terkait pola konsumsi konten yang tidak terkendali. Urgensi penelitian ini terletak pada pentingnya pemetaan perilaku digital siswa secara empiris guna mendukung efektivitas pengawasan orang tua dan pihak sekolah. Dengan menerapkan teknik *Association Rule Mining* melalui algoritma Apriori, penelitian ini mengekstraksi pola perilaku tersembunyi dari 96 responden di SD Negeri 19 Toboali. Fokus analisis diarahkan pada hubungan antara kategori konten, durasi menonton, dan jenis interaksi pengguna. Hasil penelitian menunjukkan bahwa konten hiburan (*dance* dan *comedy*) secara konsisten memicu interaksi *Like* pada durasi sesi pendek dengan nilai *confidence* mencapai 90,91%. Hal ini mengidentifikasi kecenderungan anak dalam mencari keputusan instan di media sosial. Di sisi nilai, ditemukan pola loyalitas tinggi pada konten edukasi terhadap perilaku *Full Watch* dengan nilai *lift ratio* 2,14. Temuan ini diharapkan menjadi instrumen strategis dalam merumuskan langkah literasi digital yang lebih presisi.

Kata Kunci :

Association Rule Mining, Algoritma Apriori, TikTok, Perilaku Pengguna, Literasi Digital

Abstract

This research is based on the phenomenon of massive exposure to digital content in early childhood, which has raised concerns regarding uncontrolled content consumption patterns. The urgency of this research lies in the importance of empirically mapping students' digital behavior to support the effectiveness of parental and school supervision. By applying the Association Rule Mining technique through the Apriori algorithm, this study extracted hidden behavioral patterns from 96 respondents at SD Negeri 19 Toboali. The analysis focused on the relationship between content categories, viewing duration, and types of user interactions. The results showed that entertainment content (dance and comedy) consistently triggered Like interactions in short session durations with a confidence value reaching 90.91%. This identifies children's tendency to seek instant decisions on social media. In terms of value, a pattern of high loyalty to educational content was found towards Full Watch behavior with a lift ratio value of 2.14. These findings are expected to be a strategic instrument in formulating more precise digital literacy steps.

Keywords :

Association Rule Mining, Apriori Algorithm, TikTok, User Behavior, Digital Literacy

Pendahuluan

Transformasi digital telah mengubah lanskap interaksi sosial secara signifikan, termasuk pada kelompok usia anak-anak. Menurut survei yang dilakukan oleh Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2024, sekitar 97,31% penduduk usia dini terpapar internet [1]. Di lingkungan sekolah dasar, fenomena ini terlihat dari pergeseran pola bermain dari aktivitas manual ke interaksi digital, di mana platform TikTok menjadi media utama yang mendominasi atensi siswa. Pengaruh algoritma yang kuat terlihat dari kecenderungan anak-anak yang lebih fasih menirukan tren viral dibandingkan melakukan aktivitas fisik tradisional. Selain itu, masifnya penggunaan gawai pada anak usia 6-12 tahun telah menjadi perhatian serius karena potensi dampaknya terhadap pola sosialisasi harian mereka [2]. Kemajuan ilmu pengetahuan dan teknologi ini

telah mengakibatkan akumulasi data tidak terstruktur yang besar, sehingga diperlukan metode penambangan data untuk mengekstrak wawasan bermakna [3].

Persoalan krusial muncul akibat algoritma rekomendasi berbasis *Artificial Intelligence* (AI) yang dirancang untuk mempertahankan durasi penggunaan secara masif [4]. Pada siswa anak-anak, hal ini memicu durasi penggunaan aplikasi yang tidak terkendali karena keterbatasan kontrol mandiri dalam menyaring konten. Kondisi tersebut diperparah oleh minimnya data empiris yang memetakan hubungan antara kategori konten favorit dengan durasi layar (*screen time*). Akibatnya, pengawasan orang tua dan pihak sekolah seringkali menjadi kurang efektif karena tidak didasari oleh pengalaman pola perilaku yang terukur secara teknis. Lembaga pendidikan saat

ini menghadapi tantangan besar dalam memahami preferensi audiens agar dapat mengembangkan strategi yang efektif [5].

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola tersembunyi tersebut dengan mengidentifikasi korelasi antara kategori konten, jenis interaksi, dan durasi penggunaan. Melalui pendekatan ilmiah, penelitian bermaksud menguji apakah interaksi spesifik, seperti *Like* atau menonton video hingga tuntas (*Full Watch*), memiliki keterkaitan langsung dengan durasi penggunaan yang melampaui batas wajar. Hasil analisis ini diharapkan dapat menghasilkan rumusan perilaku untuk mengukur tingkat keterlibatan digital anak secara lebih akurat dengan memanfaatkan teknik *data mining* untuk mengungkap hubungan bermakna antara variabel [5].

Untuk menjaga kedalaman analisis, penelitian dibatasi pada siswa Sekolah Dasar Negeri 19 Toboali. Adapun variabel yang diamati difokuskan pada empat kategori konten utama, yaitu *Dance*, *Gaming*, *Comedy*, dan *Education*, serta empat jenis interaksi teknis. Penelitian ini tidak mengkaji dampak psikologis secara klinis, melainkan menitikberatkan pada ekstraksi data dari 96 respons kuesioner untuk memperoleh gambaran objektif mengenai pola perilaku digital siswa di sekolah tersebut.

Proses pengumpulan data dilakukan melalui metode survei dengan menyebarkan kuesioner daring pada siswa di bawah pendampingan orang tua. Data yang diperoleh kemudian dianalisis menggunakan teknik *Association Rule Mining* (ARM) melalui implementasi algoritma Apriori. Pemilihan metode ini didasarkan pada efektivitasnya dalam mengekstraksi aturan asosiasi antaratribut dalam dataset yang kompleks [6][7]. Penelitian melakukan transformasi data dari hasil kuesioner ke dalam format dataset tabular untuk menghitung parameter *Support*, *Confidence*, dan *Lift*. Implementasi ARM ini memungkinkan penelitian mengidentifikasi pola hubungan tertentu, seperti probabilitas bahwa anak yang menyukai konten gaming memiliki kecenderungan interaksi video hingga tuntas (*Full Watch*) dengan durasi lebih dari 10 menit.

Tinjauan pustaka menunjukkan bahwa studi terdahulu umumnya menyoroti dampak media sosial terhadap perkembangan emosional dan risiko edukasi anak [2][8]. Selain itu, terdapat penelitian yang menganalisis bagaimana algoritma pemrograman pada platform TikTok dan Instagram memengaruhi pola konsumsi konten pengguna melalui fitur interaksi [9]. Namun, mayoritas penelitian tersebut menggunakan pendekatan kualitatif yang belum menyentuh data teknis secara spesifik. Di sisi lain, penggunaan algoritma ARM lebih dominan ditemukan pada analisis perilaku belanja di *e-commerce* dibandingkan studi media sosial anak [3][10]. Hal ini menegaskan adanya celah penelitian

(*research gap*), di mana belum tersedia model teknis yang spesifik memetakan interaksi TikTok pada anak sekolah dasar menggunakan aturan asosiasi.

Kontribusi utama penelitian ini adalah menyajikan model *Association Rule* pertama yang menekankan perilaku digital anak sekolah dasar, khususnya di wilayah Toboali. Secara teoritis, penelitian ini memperluas penerapan algoritma Apriori pada domain perilaku media sosial anak yang masih jarang dieksplorasi. Secara praktis, hasil penelitian ini dapat menjadi instrumen deteksi dini bagi pihak sekolah dan orang tua untuk mengidentifikasi potensi kecanduan gawai berdasarkan pola konsumsi konten anak, sehingga langkah preventif dapat dilakukan lebih presisi.

Tinjauan Pustaka

Penelitian yang dilakukan oleh Nur Inayah Rauf, Andi Mutiah Sari dan Muhajrin Muhajrin yang berjudul “Penyuluhan Dampak Penggunaan Gadget pada Anak Usia 6-12 Tahun di TPQ Nurul Ilmi Kota Makassar” membahas mengenai efek positif dan negatif penggunaan gadget serta pentingnya pengawasan orang tua [2]. Kelebihan dari penelitian ini adalah penekanan pada pembatasan waktu penggunaan atau *screen time*, namun kekurangannya adalah tidak adanya analisis pola perilaku digital secara teknis. Penelitian ini sangat relevan karena menggambarkan pentingnya *screen time*, di mana kemudian peneliti menambahkan analisis pola penggunaan berdasarkan jenis konten dengan menggunakan *Association Rule Mining* (ARM).

Studi berjudul “A Big Data Association Rule Mining Based Approach for Energy Building Behaviour Analysis in an IoT Environment” menunjukkan bahwa ARM dapat menemukan pola tersembunyi dari data yang dihasilkan oleh sistem *Internet of Things* (IoT) [11]. Kelebihan dari penelitian ini adalah penggunaan arsitektur *big data* yang kuat untuk menemukan pola tersembunyi, tetapi kekurangannya adalah konteks penelitian yang terbatas pada manajemen energi bangunan. Studi tersebut membuktikan bahwa ARM dapat menemukan pola perilaku dengan baik, yang kemudian disesuaikan penulis untuk menganalisis jangka waktu anak-anak menggunakan TikTok.

Penelitian oleh Muhamad Nur Fitrianto mengenai pengaruh algoritma rekomendasi TikTok terhadap perilaku konsumsi konten menonjolkan peran penting relevansi personal terhadap interaksi pengguna [12]. Kelebihan utama studi ini adalah pendekatan kuantitatif yang berbasis variabel perilaku yang detail, namun kekurangannya terletak pada demografi subjek yang hanya melihat pengguna dewasa (18-35 tahun). Penelitian mengisi celah demografi tersebut dengan memfokuskan analisis pada usia anak sekolah dasar di SD Negeri 19 Toboali untuk melihat apakah pola yang sama terjadi pada usia dini.

Studi oleh I Wayan Supriana dan Luh Arida Ayu Rahning Putri yang berjudul “Implementasi Algoritma Apriori sebagai *Association Rule Learning* untuk Mengidentifikasi Pola Item Dataset Penjualan” menerapkan algoritma Apriori untuk menemukan hubungan item antar kombinasi item [10]. Kelebihan penelitian ini adalah adanya evaluasi komparatif yang menghasilkan nilai *lift ratio* yang valid untuk menentukan kekuatan aturan, sedangkan kelemahannya adalah dataset yang terbatas pada interaksi retail atau penjualan barang. Hal ini mendasari penulis untuk menggunakan logika perhitungan *lift ratio* tersebut dalam mengekstraksi pola pada kategori konten dan interaksi media sosial.

Penelitian yang berjudul “Penggunaan Teknik *Data Mining* untuk Analisis Perilaku Penggunaan pada Media Sosial” berhasil mengidentifikasi pola tersembunyi antaraktivitas penggunaan menggunakan teknik *clustering* dan ARM [13]. Kelebihan studi ini adalah validasi yang solid terhadap penggunaan algoritma Apriori untuk mengekstraksi pola perilaku yang sering muncul bersama, namun kekurangannya adalah penelitian ini masih terbatas pada media sosial konvensional seperti Twitter dan Facebook. Peneliti mengambil dasar metodologis tersebut untuk menganalisis pengaruh rekomendasi pada platform video pendek TikTok yang memiliki karakteristik algoritma berbeda.

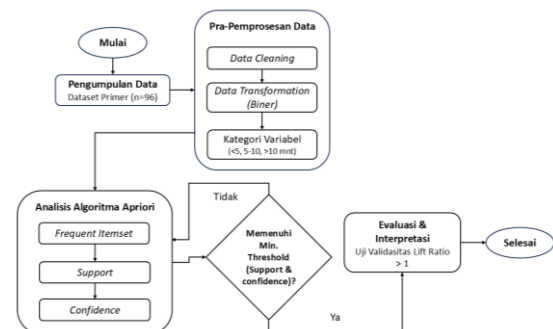
Terakhir, penelitian sejenis yang meninjau pengaruh aplikasi TikTok pada aspek perkembangan sosial-emosional anak sekolah dasar memberikan landasan kuat mengenai risiko dan manfaat platform tersebut secara psikologis [8]. Kelebihan studi ini adalah fokusnya yang sangat spesifik pada anak SD, namun kekurangannya adalah metode yang digunakan berupa studi literatur sehingga tidak menghasilkan data statistik dari lapangan. Penulis menyempurnakan penelitian tersebut dengan melakukan pengambilan data langsung melalui kuesioner untuk diproses menggunakan mesin algoritma Apriori.

Studi literatur sistematis yang dilakukan oleh M Kis, Wahidah Firtiani, dan Merli Irawati berkaitan dengan penggunaan Tiktok memberikan tinjauan komprehensif tentang bagaimana fitur interaktif dan durasi video pendek mengaruhi atensi pengguna secara global [14]. Kelebihan dari penelitian tersebut adalah kemampuannya menyintesis berbagai Temuan riset untuk memetakan tren perilaku penggunaan platform, namun kekurangannya adalah belum tersedianya model matematis spesifik yang mengaitkan jenis konten tertentu dengan tindakan teknis seperti *Full Watch* pada kelompok usia anak di lokasi spesifik. Peneliti menggunakan hasil tinjauan sistematis tersebut sebagai landasan untuk memperkuat pemilihan variabel interaksi dalam penelitian ini, guna memastikan bahwa pola yang ditemukan memiliki dasar teori yang kuat dalam literatur media sosial global.

Berdasarkan keenam penelitian tersebut, celah penelitian (*research gap*) terlihat pada kurangnya studi yang spesifik mengkaji hubungan jenis konten TikTok terhadap durasi penggunaan pada anak dengan metode ARM. Oleh karena itu, melalui pemetaan pola penggunaan media digital, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi pada literatur tentang teknologi pendidikan dan perlindungan anak.

Metodologi Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan melalui serangkaian tahapan sistematis yang meliputi pengumpulan data, *data preprocessing*, implementasi algoritma Apriori, hingga evaluasi aturan asosiasi. Prosedur ini dirancang untuk menghasilkan pola perilaku digital yang akurat guna memahami interaksi anak pada platform media sosial secara mendalam [15]. Secara teknis, penelitian ini mentransformasi data mentah dari 96 responden menjadi informasi strategis menjadi pola konsumsi konten. Secara keseluruhan, tahapan pengolahan data mulai dari pengumpulan hingga interpretasi hasil dipetakan secara sistematis dalam diagram berikut ini:



Gambar 1. Alur Penelitian

1. Pengumpulan Data

Dataset diperoleh melalui penyebaran kuesioner secara daring kepada siswa di Sekolah Dasar Negeri 19 Toboali dengan pendampingan orang tua untuk memastikan validitas jawaban. Atribut yang dikumpulkan meliputi konten, jenis konten, jenis interaksi, dan durasi layar per sesi. Prosedur ini dilaksanakan dengan merujuk pada tinjauan perlindungan anak guna menjamin privasi dan etika data di era digitalisasi [16].

2. Pra-Pemrosesan Data (*Data Preprocessing*)

Sebelum memasuki tahap algoritma, data mentah diproses terlebih dahulu. Tahap ini bertujuan untuk menjamin kualitas data sebelum diproses oleh algoritma [13]. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi:

- Pembersihan Data (*Cleaning*):** Memperbaiki 96 respons atau menghapus data sesi yang tidak konsisten atau tidak lengkap untuk menghilangkan *noise*.
- Data Transformation*:** Mengonversi data deskriptif (teks) menjadi format transaksi biner

(0 dan 1) agar dapat dihitung secara matematis oleh mesin [5].

c. Kategorisasi Variabel: Peneliti menetapkan batasan operasional untuk mempertajam hasil *mining* seperti berikut:

- 1) Kategori Konten: Dikelompokkan menjadi *Dance, Comedy, Gaming, dan Education*.
- 2) Jenis Interaksi: Meliputi *Like, Full Watch, Fast Scrool, dan Comment*.
- 3) Durasi Penggunaan (*Screen time*): Dibagi menjadi tiga interval berdasarkan kebiasaan siswa SD:
 - a) Sesi pendek (< 5 menit): Menunjukkan durasi minimal untuk pergantian konten yang cepat.
 - b) Sesi Sedang (5-10 menit): Menunjukkan konsumsi konten yang mulai terfokus.
 - c) Sesi Lama (> 10 menit): Menunjukkan indikasi ketertarikan tinggi yang berpotensi memengaruhi konsentrasi belajar siswa.

3. Implementasi Algoritma Apriori

Peneliti menetapkan algoritma Apriori untuk menemukan hubungan asosiatif antar-atribut perilaku digital siswa. Metode ini dipilih karena kemampuannya dalam mengekstrak Kumpulan pola yang sering muncul (*frequent itemset*) dari dataset yang bersifat heterogen secara efisien [11]. Hubungan tersebut di ukur melalui tiga parameter utama sebagai berikut:

a. *Support* (Nilai Dukungan)

Menunjukkan persentase kemunculan kombinasi atribut (konten dan interaksi) dalam total 96 transaksi yang terkumpul.

$$\text{Support}(A \cup B) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi (96)}} \times 100\% \quad (1)$$

b. *Confidence* (Nilai Kepastian)

Menggambarkan kekuatan hubungan antar variabel atau probabilitas munculnya sebuah interaksi (B) setelah siswa mengonsumsi kategori konten tertentu (A) [5].

$$\text{Confidence}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Support}(A \cup B)}{\text{Support}(A)} \times 100\% \quad (2)$$

c. *Lift ratio* (Uji Validasi)

Digunakan sebagai uji validitas akhir untuk memastikan bahwa pola hubungan yang ditemukan memiliki korelasi yang nyata, signifikan, dan bukan merupakan faktor kebetulan dan dataset [10].

$$\text{Lift}(A, B) = \frac{\text{Support}(A \cup B)}{\text{Support}(A) \times \text{Support}(B)} \quad (3)$$

Penelitian ini menetapkan nilai ambang batas (*threshold*) yang bervariasi pada setiap tahapan untuk menjaga kedalaman analisis. Pada Itemset 1, tidak diterapkan *minimum support* guna melihat sebaran

frekuensi seluruh item secara utuh. Untuk Itemset 2, *minimum support* ditetapkan sebesar 10% untuk menyaring kombinasi item yang dominan. Sedangkan pada Itemset 3, nilai tersebut diturunkan menjadi 5% agar pola perilaku yang lebih kompleks dan spesifik tetap dapat terdeteksi. Selain itu, *Minimum Confidence* ditetapkan sebesar 50% untuk menjamin kekuatan aturan asosiasi yang dihasilkan. Melalui proses analisis secara iterative dengan mekanisme kekuatan aturan asosiasi yang dihasilkan melalui proses analisis secara iterative dengan mekanisme *looping* (alur balik) sebagaimana digambarkan pada alur diagram penelitian. Dalam proses ini, jika kombinasi item yang diuji tidak memenuhi ambang batas minimal pada parameter *Support* dan *Confidence*, maka dilakukan proses pembentukan *frequent itemset* kembali hingga ditemukan pola hubungan yang kuat dan signifikan secara statistik.

4. Evaluasi dan Interpretasi Aturan

Aturan asosiasi yang dihasilkan dengan ambang batas (*threshold*) tertentu. Hanya aturan dengan nilai *Life Ratio* > 1 yang dianggap sebagai pola perilaku digital yang valid. Evaluasi ini dilakukan untuk memetakan bagaimana variabel seperti frekuensi paparan dan *engagement rate* algoritma memengaruhi perilaku konsumsi konten pada siswa [12].

Hasil dan Pembahasan

1. Analisis Deskriptif Data

Penelitian ini menggunakan data primer yang diperoleh melalui kuesioner terhadap pengguna aplikasi Tiktok di Sekolah Dasar Negeri 19 Toboali. Setelah dilakukan tahap *data cleaning*, diperoleh 96 data valid yang siap diolah. Data tersebut ditransformasikan ke dalam bentuk biner untuk memenuhi syarat algoritma Apriori.

2. Implementasi Algoritma Apriori

Proses pengolahan data dalam penelitian ini dilakukan untuk mengidentifikasi pola hubungan antara kategori konten, jenis interaksi, dan durasi menonton menggunakan algoritma Apriori. Untuk mendapatkan hasil analisis yang optimal, peneliti nilai ambang batas (*threshold*) yang disesuaikan pada setiap tahapan, yaitu *minimum support* sebesar 10% untuk kombinasi dua itemset (*2-itemset*) dan 5% untuk kombinasi tiga item (*3-itemset*), serta mendapatkan *Minimum Confidence* sebesar 50%. Penerapan parameter yang bervariasi ini bertujuan untuk menyaring hubungan item yang dominan sekaligus memastikan pola perilaku yang lebih kompleks di dalam dataset tetap dapat teridentifikasi secara akurat.

a. Analisis *Frequent itemset* 1 (Itemset Tunggal)

Tahap pertama adalah menghitung nilai *Support* dari setiap item tunggal untuk mengetahui popularitas masing-masing atribut.

Tabel 1. Hasil *Frequent & Support Itemset 1*

No	Katego ri	Item/Ite m	Frekuen si	Support (%)
1	Konten	<i>Comedy</i>	34	35,42%

		<i>Educatio</i>	28	29,17%
		<i>n</i>		
		<i>Dance</i>	19	19,79%
		<i>Gaming</i>	15	15,63%
2	Intraksi	<i>Like</i>	66	68,75%
		<i>Full</i>	26	27,08%
		<i>Watch</i>		
		<i>Comment</i>	4	4,17%
3	Durasi	Sesi Pendek	42	43,75%
		Sesi Sedang	36	37,50%
		Sesi Lama	18	18,75%

Berdasarkan hasil perhitungan pada Tabel 1, dapat ditarik beberapa kesimpulan penting mengenai karakteristik responden dalam penelitian ini:

1) Dominasi Konten Hiburan (*Comedy*)

Konten Comedy muncul sebagai itemset yang paling dominan dengan nilai *Support* 35,42%. Temuan ini mengidentifikasi bahwa motivasi utama anak sekolah dasar dalam mengakses TikTok adalah untuk pemenuhan kebutuhan rekreatif. Secara teoritis, preferensi pada konten humor berkaitan dengan karakteristik kognitif anak usia 6-12 tahun yang lebih mudah merespons stimulus audio-visual ringan yang memberikan gratifikasi instan. Menariknya, nilai *Support* konten *Education* (29,17%) yang cukup tinggi menunjukkan adanya potensi “edutainment”, di mana anak-anak mulai mengasimilasi informasi pendidikan yang dikemas dalam format video pendek.

2) Kesenjangan Interaksi (Apresiasi vs Partisipasi)

Terdapat perbedaan mencolok antara interaksi *Like* (68,75%) dan *Comment* (4,17%). Angka *Like* yang sangat tinggi mencerminkan pola “low-effort engagement”, di mana anak-anak memberikan apresiasi secara impulsif tanpa melalui proses kognitif yang mendalam. Sebaliknya, rendahnya nilai *Comment* menunjukkan bahwa platform TikTok pada kelompok usia anak lebih berperan sebagai media konsumsi daripada media partisipasi aktif, di mana algoritma lebih banyak dipicu oleh durasi tontonan dan tanda suka daripada diskusi tertulis.

3) Karakteristik *Snackable Content*

Sesi penggunaan di bawah 10 menit (*Short Session*) mendominasi dengan *Support* 43,75%. Hal ini menunjukkan bahwa perilaku digital anak SDN 19 Toboali sangat terfragmentasi. Mereka mengonsumsi konten dalam durasi singkat namun dilakukan secara berulang (repetitif). Pola ini sejalan dengan mekanisme algoritma TikTok yang dirancang untuk memberikan stimulasi berkelanjutan dalam durasi pendek guna menjaga rentang perhatian (*attention span*) pengguna tetap terjaga pada aplikasi.

b. Analisis *Frequent itemset* (Kombinasi 2 Item)

Itemset ini dicari dengan menggabungkan dua item memenuhi *Minimum support* 10%.

Tabel 2. *Frequent itemset 2*

No	Kombinasi 2 item	Frekuensi	Support (%)
1	{ <i>Like, Sesi Pendek</i> }	34	35,42%
2	{ <i>Like, Sesi Sedang</i> }	24	25,00%
3	{ <i>Comedy, Like</i> }	23	23,96%
4	{ <i>Dance, Like</i> }	17	17,71%
5	{ <i>Comedy, Sesi Sedang</i> }	15	15,68%
6	{ <i>Education, Like</i> }	14	14,58%
7	{ <i>Gaming, Like</i> }	12	12,50%
8	{ <i>Education, Sesi Lama</i> }	11	11,46%

Berdasarkan hasil pengolahan data pada Tabel 2, peneliti menemukan analisis terhadap pola hubungan antar variabel sebagai berikut:

1) Interaksi *Like* sebagai Indikator Sesi Pendek-Sedang

Kombinasi {*Like, Sesi Pendek*} mencatat nilai *Support* tertinggi (35,42%) diikuti oleh {*Like, Sesi Sedang*} (25,00%). Secara interpretatif, hal ini menunjukkan bahwa interaksi “Suka” merupakan aktivitas yang sangat lazim terjadi pada rentang waktu pengguna di bawah 20 menit. Tingginya kemunculan *Like* pada durasi singkat ini memperkuat dugaan adanya perilaku “*impulse liking*”, di mana pengguna anak-anak memberikan apresiasi pada video-video berdurasi pendek yang muncul secara cepat di *FYP* (*For Your Page*).

2) Korelasi Konten Hiburan dengan Afinitas Pengguna

Kategori konten hiburan menunjukkan dominasi kuat terhadap interaksi *Like*, khususnya pada kombinasi {*Comedy, Like*} (23,96%) dan {*Dance, Like*} (17,71%). Temuan ini mengindikasikan adanya afinitas emosional yang kuat antara konten yang bersifat humor atau visual-ritmik dengan tindakan afirmatif siswa. Secara teoretis, konten komedi dan tarian menyediakan stimulus dopamin yang cepat, sehingga memicu respons motorik berupa ketukan layar (*Like*) sebagai bentuk kepuasan instan.

3) Diferensiasi Durasi Berdasarkan Jenis Konten

Terdapat kontras yang menarik antara konten *Comedy* dan *Education*. Konten *Comedy* lebih banyak tersebar pada durasi pendek hingga sedang (14,58% - 15,63%), sedangkan konten *Education* memiliki keterkaitan dengan *Sesi Lama* (11,46%). Hal ini menunjukkan adanya perbedaan cara anak mengonsumsi konten: konten hiburan dikonsumsi secara cepat dan berganti-ganti (*snackable*), sementara konten edukasi, meskipun lebih jarang muncul-cenderung menyerap perhatian siswa dalam durasi yang lebih panjang per sesi, kemungkinan karena struktur penyampaian informasi yang memerlukan fokus lebih besar.

4) Loyalitas Konsumsi pada Konten Edukasi

Munculnya kombinasi {*Education, Full Watch*} dengan *Support* 11,46% merupakan Temuan krusial.

Meskipun frekuensinya tidak sebesar hiburan, terdapat pola loyalitas tontonan (menonton hingga tuntas) pada konten pendidikan. Interpretasi ilmiah dari fenomena ini adalah bahwa ketika anak-anak telah memilih untuk menonton konten edukasi, mereka cenderung untuk menyelesaikannya. Hal ini menunjukkan bahwa metode penyampaian pesan pada konten edukasi TikTok mampu menjaga retensi perhatian anak hingga akhir video, yang merupakan aspek penting bagi strategi pembelajaran digital.

c. Analisis *Frequent itemset 3* (Kombinasi 3 Item) Tahapan ini memerlukan pengujian terhadap kombinasi tiga item sekaligus yang mencakup Kategori Konten, Jenis Interaksi, dan Durasi Menonton. Dengan menetapkan *Minimum support* 5%, hasil perhitungan itemset 3 dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 3. Frequent itemset 3

No	Kombinasi 3 Item	Frekuensi	Support
1	{Comedy, Like, Sesi Pendek}	11	11,46%
2	{Comedy, Like, Sesi Sedang}	10	10,42%
3	{Dance, Like, Sesi Pendek}	10	10,42%
4	{Dance, Like, Sesi Sedang}	7	7,29%
5	{Gaming, Like, Sesi Pendek}	7	7,29%
6	{Education, Like, Sesi Pendek}	6	6,25%
7	{Education, Full Watch, Sesi Lama}	5	5,21%

Tabel 3 menyajikan tahap akhir dari ekstraksi pola kombinasi berdasarkan nilai *Support*. Pada tahap ini, ditemukan pola perilaku yang lebih kompleks yang melibatkan sinergi antara kategori konten, jenis dan durasi penggunaan:

1) Sinergi Konten Hiburan dengan Durasi Efimeral Pola yang melibatkan {Comedy, Like, Sesi Pendek} mencatat ketertarikan nilai *Support* tertinggi sebesar 11,46%. Temuan ini mengonfirmasi adanya ketertarikan yang sangat erat antara konten hiburan ringan dengan durasi penggunaan yang bersifat ephemeral (singkat). Secara interpretatif, interaksi *Like* pada konten *Comedy* dan *Dance* berfungsi sebagai respons motorik cepat terhadap stimulus visual, namun cukup kuat untuk menahan siswa dalam satu sesi tontonan yang panjang. Hal ini memberikan gambaran bahwa konten hiburan di TikTok bagi siswa SDN 19 Toboali berfungsi sebagai “pengisi waktu” yang dikonsumsi secara cepat.

2) Dualitas Pola Konsumsi Konten Edukasi Kategori *Education* menunjukkan dua karakteristik perilaku yang kontras namun signifikan. Munculnya pola {Education, Full Watch, Sesi Pendek} (6,25%) menunjukkan adanya konsumsi informasi pendidikan yang bersifat padat dan ringkas. Namun, pola {Education, Full Watch, Sesi Lama} (5,21%) menjadi

Temuan yang lebih menarik secara akademis. Meskipun frekuensinya lebih rendah, pola ini mengindikasikan siswa pada perilaku “*deep viewing*” (menonton hingga tuntas dalam durasi lama). Hal ini menunjukkan bahwa konten edukasi memiliki daya ikat (*stickiness*) yang lebih tinggi terhadap retensi siswa dibandingkan konten hiburan murni.

3) Diferensiasi Karakteristik *Engagement* Analisis pada Tabel 3 memperlihatkan perbedaan fundamental dalam cara siswa berinteraksi dengan platform. Interaksi *Like* cenderung bersifat “horizontal” (tersebar luas pada berbagai kategori dengan durasi pendek), sedangkan interaksi *Full Watch* bersifat “vertikal” (terkonsentrasi pada konten tertentu dengan kedalaman durasi). Temuan ini menegaskan adanya celah perilaku di mana konten hiburan memicu kualitas interaksi (*Like*), sementara konten edukasi memicu kualitas interaksi (*Full Watch*). Perbedaan karakteristik ini sangat krusial bagi pengembangan strategi literasi digital, dimana sekolah dapat memanfaatkan konten edukasi untuk melatih konsentrasi siswa di tengah gempuran hiburan yang memicu fragmentasi atensi.

d. Pembentukan aturan Asosiasi (*Association Rule*)

Setelah mendapatkan kombinasi itemset yang sering muncul, langkah selanjutnya adalah menghitung nilai *Confidence* untuk setiap aturan asosiasi.

Tabel 4. Aturan Asosiasi Final (Min. Confidence 50%)

No	Antecedent (Jika)	Confidence (Maka)	Support t (%)	Support t
1	Dance, Sesi Pendek	Like	10,42%	90,91%
2	Dance	Like	17,71%	89,47%
3	Gaming, Sesi Pendek	Like	7,29%	80,50%
4	Sesi Pendek	Like	35,42%	80,95%
5	Gaming	Like	12,50%	80,00%
6	Comedy, Sesi Pendek	Like	11,46%	78,57%
7	Comedy	Like	23,96%	67,65%
8	Sesi Lama	Education	11,46%	61,11%
9	Full Watch, Sesi Lama	Education	5,21%	62,50%

Berdasarkan hasil aturan asosiasi pada Tabel 4, dilakukan analisis mengenai tingkat kekuatan hubungan antar item sebagai berikut:

1) Determinasi Interaksi pada Konten Visual (*High Confidence*)

Aturan nomor 1 menunjukkan nilai *Confidence* tertinggi dalam dataset ini, yaitu sebesar 90,91% untuk pola {Dance, Sesi Pendek} → {Like}. Secara ilmiah, menunjukkan tingkat kepastian yang hampir mutlak bahwa konten tarian berdurasi singkat akan memicu respons afirmatif instan. Pola serupa pada konten *Gaming* (aturan 3 dan 5) dengan *Confidence* 80,00% - 87,50% memperkuat teori bahwa konten dengan stimulasi visual yang dinamis memiliki daya tarik yang sangat prediktif terhadap perilaku siswa. Hal ini mengindikasikan adanya mekanisme “reward” psikologis yang cepat, di mana siswa merasa perlu memberikan *Like* sebagai bentuk ketertarikan emosional terhadap konten yang mereka anggap menghibur.

2) Akselerasi Probilasi pada Konten *Comedy*

Menarik untuk dicermati bahwa kategori *Comedy* secara mandiri memiliki *Confidence* 67,65% (aturan 7), namun ketika variabel *Sesi Pendek* ditambahkan (aturan 6), nilai kepastiannya meningkat signifikan menjadi 78,57%. Temuan ini memberikan interpretasi bahwa “durasi singkat” bertindak sebagai katalisator. Artinya, efektivitas konten komedi dalam memicu interaksi sangat bergantung pada kecepatannya; semakin ringkas konten tersebut, semakin besar peluangnya untuk mendapatkan apresiasi dari anak-anak.

3) Korelasi Durasi Panjang dengan Konten Edukasi Aturan nomor 8 dan 9 memberikan Temuan yang kontras namun esensial. Munculnya hubungan antara {Sesi Lama} → {Education} (61,11%) dan {Full Watch, Sesi Lama} → {Education} (62,50%) membuktikan adanya konsistensi perilaku dalam mengonsumsi konten pengetahuan. Berbeda dengan konten hiburan yang bersifat impulsif, konten edukasi memerlukan keterlibatan kognitif yang lebih dalam, sehingga secara alami berkorelasi dengan durasi sesi yang lebih panjang. Hal ini memberikan implikasi praktis bagi pengembang konten edukasi untuk tetap menjaga kualitas durasi agar proses transfer informasi dapat berlangsung secara tuntas.

4) Karakteristik Umum “Short-Form Engagement”

Secara mikro, aturan nomor 4 menegaskan bahwa tanpa memandang kategori konten, kemunculan *Sesi Pendek* memiliki probabilitas sebesar 80,95% untuk berpasangan dengan interaksi *Like*. Hasil ini secara teknis memvalidasi keberhasilan algoritma TikTok menciptakan pola konsumsi “snackable content”. Bagi siswa dasar, platform ini telah membentuk kebiasaan konsumsi informasi yang serba *cepat*, di mana interaksi (*Like*) menjadi respons otomatis terhadap setiap konten yang dikonsumsi dalam durasi singkat.

e. Uji Validasi Menggunakan *Lift ratio*

Tahap akhir dalam analisis ini adalah melakukan uji validasi terhadap aturan asosiasi yang telah terbentuk menggunakan rumus *Lift ratio*. Nilai *Lift ratio* mengukur seberapa besar kecenderungan munculnya item B (*Consequent*) dipengaruhi oleh kemunculan item A (*Antecedent*). Aturan asosiasi dinyatakan valid

dengan memiliki korelasi positif jika memiliki nilai *Lift ratio* > 1.

Tabel 5. Perhitungan *Lift ratio* untuk Aturan Asosiasi

No	Aturan Asosiasi (A → B)	Support	Confidence	Lift ratio	Keterangan
1	{Full Watch, Sesi Lama} → {Education}	5,2 1%	62,50 %	2,14	Sangat Valid
2	{Sesi Lama} → {Education}	11,4 6%	61,11 %	2,10	Sangat Valid
3	{Dance, Sesi Pendek} → {Like}	10,41 %	90,91 %	1,32	Valid
4	{Dance} → {Like}	17,71 %	89,47 %	1,30	Valid
5	{Gaming, Sesi Pendek} → {Like}	7,2 9%	87,50 %	1,27	Valid
6	{Sesi Pendek} → {Like}	35,42 %	80,95 %	1,18	Valid
7	{Gaming} → {Like}	12,50 %	80,00 %	1,16	Valid
8	{Comedy, Sesi Pendek} → {Like}	11,4 6%	78,57 %	1,14	Valid

Berdasarkan data pada tabel 5, dilakukan analisis terhadap validasi pola hubungan menggunakan *Lift Ratio* untuk mengukur kekuatan ketergantungan antar-item:

1) Validasi Korelasi Signifikan pada Kategori Edukasi

Temuan paling signifikan pada tahap ini ditunjukkan oleh nomor 1 dan 2. Aturan {Full Watch, Sesi Lama} → {Education} memiliki nilai *Lift Ratio* tertinggi sebesar 2,14. Secara statistik, angka ini membuktikan bahwa keterkaitan antara durasi menonton yang lama dengan konten edukasi memiliki kekuatan korelasi dua kali lipat lebih besar dibandingkan kemunculan item tersebut secara acak. Hal ini memberikan validasi ilmiah bahwa kategori edukasi memiliki “karakteristik konsumsi khusus” di mana loyalitas penonton (*Full Watch*) dan durasi penggunaan menjadi prasyarat utama. Temuan ini mengindikasikan dalam dibandingkan kategori lainnya.

2) Stabilitas Interaksi pada Konten Hiburan

Pada kategori ini hiburan (*Dance, Gaming, dan Comedy*), seluruh aturan asosiasi yang terbentuk memiliki *Lift ratio* di rentang 1,14 hingga 1,32. Meskipun nilainya lebih rendah dibandingkan kategori edukasi, angka yang tetap di atas 1 ini secara sah membuktikan bahwa interaksi *Like* pada konten hiburan bukanlah sebuah faktor kebetulan (*random chance*). Hal ini menegaskan adanya pola perilaku yang konsisten dan dependen antara jenis konten hiburan dengan durasi sesi pendek. Secara praktis, nilai ini memvalidasi bahwa platform TikTok berhasil menciptakan “jalur perilaku” yang stabil bagi siswa dalam memberikan apresiasi instan pada konten-konten populer secara berulang.

3) Kesimpulan Validasi Pola dan Reliabilitas Data Secara keseluruhan, seluruh aturan asosiasi yang dihasilkan dalam penelitian ini memenuhi kriteria uji validasi dengan nilai *Lift Ratio* > 1. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma Apriori berhasil mengekstraksi pola perilaku yang signifikan secara statistik dan bukan merupakan Temuan semu. Keberhasilan validasi dapat digunakan sebagai dasar yang kuat bagi lembaga pendidikan dan orang tua dalam memahami pola konsumsi digital anak secara objektif.

Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini berhasil memetakan pola perilaku digital siswa sekolah dasar pada platform TikTok menggunakan algoritma Apriori. Sistem terbukti mampu mengidentifikasi keterkaitan yang sangat kuat antara konten hiburan seperti *Comedy, Dance, dan Gaming* dengan interaksi *Like* pada durasi sesi menonton yang pendek, dengan nilai *Confidence* mencapai 90,91%. Keunggulan temuan ini terletak pada teridentifikasinya pola loyalitas tinggi pada kategori *Education* yang memiliki *Lift Ratio* signifikan sebesar 2,14. Hal ini membuktikan adanya korelasi nyata antara konten pengetahuan dengan penyelesaian video (*Full Watch*) pada durasi sesi yang sangat lama, yang menunjukkan bahwa konten edukasi memiliki daya tarik kognitif yang lebih stabil bagi siswa dibandingkan konten hiburan.

Kelemahan penelitian ini terletak pada jumlah sampel yang terbatas, yaitu 96 responden di satu lokasi sekolah, sehingga belum dapat merepresentasikan perilaku digital anak secara universal. Selain itu, variabel yang digunakan masih terbatas pada empat kategori konten utama. Penggunaan algoritma Apriori telah divalidasi secara statistik melalui nilai *Lift Ratio* di atas 1 pada seluruh aturan yang terbentuk, namun efisiensi komputasi untuk dataset yang lebih kompleks masih perlu diuji lebih lanjut.

Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas cakupan dataset dengan melibatkan responden dari berbagai wilayah sekolah guna meningkatkan validasi generalisasi hasil. Pengembangan penelitian dapat ditingkatkan dengan membandingkan

algoritma Apriori terhadap algoritma *FP-Growth* untuk menguji efisiensi pemrosesan data. Selain itu, penambahan variabel lain seperti waktu unggah (*Posting time*) dan analisis sentimen pada komentar sangat disarankan untuk memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai persepsi dan dampak psikologis media sosial terhadap anak usia sekolah dasar.

Daftar Pustaka

- [1] Badan Pusat Statistik, “Statistik Telekomunikasi Indonesia 2023,” Jakarta, 2024. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id>
- [2] M. M. Rauf Nur Inayah, Sari Andi Mutiah, “Penyuluhan Dampak Penggunaan Gadget pada Anak Usia 6 – 12 Tahun di TPQ Nurul Ilmi Kota Makassar,” *Transform. Masy. J. Inov. Sos. dan Pengabd.*, vol. 2, no. 1, pp. 52–58, 2025.
- [3] M. O. P. Syahirah Dayini, Priati, “Association Rule Mining Across Multiple Domains: Systematic Literature Review,” *J. dan Penelit. Tek. Inform.*, vol. 9, no. 4, pp. 1953–1964, 2025.
- [4] P. D. Marzaq Anas Al, Kusuma Jordi Willyam Adi, Riyandi Krisna, “Pengaruh Teknologi Ai pada Algoritma Tiktok terhadap Respons dan Penerimaan Pengguna,” *J. REIN*, vol. 2, no. 1, pp. 9–15, 2025, [Online]. Available: <https://journal.rekayasainformatika.com/index.php/JREIN/article/view/48>
- [5] Z. Arifin, H. Oktavianto, T. T. Warisaji, and H. W. Sulisty, “Perbandingan Kinerja Apriori dan FP-Growth dalam Pencarian Pola Asosiasi Pada Data Promosi Pendidikan,” *J. Inf. Syst. Technol.*, vol. 06, no. 02, pp. 59–64, 2025.
- [6] A. Saxena and V. Rajpoot, “A Comparative Analysis of Association Rule Mining Algorithms,” *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 1099, no. 1, p. 012032, 2021, doi: 10.1088/1757-899x/1099/1/012032.
- [7] A. H. A. K. Chan Fajar Rivaldi, Yunizar Zara, “ANALISIS POLA PENERIMA BANSOS KOTA MEDAN DENGAN METODE ASSOCIATION RULE MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI,” *TECHSI*, vol. 16, no. 1, pp. 9–27, 2025.
- [8] A. D. Manurung Eva Narulita, Purwati Panca Dewi, Andaryani Eka Titi, Subali Bambang, “Pengaruh Aplikasi Tiktok pada Aspek Perkembangan Sosial-emosional Anak Sekolah Dasar,” *J. Educ.*, vol. 11, no. 1, pp. 227–235, 2025, [Online]. Available: <https://doi.org/10.31949/educatio.v11i1.12644>
- [9] Y. Andini AmeliaTri, “Analisis Algoritma Pemrograman Dalam Media Sosial Terhadap Pola Konsumsi Konten,” *J. Arjuna Publ. Ilmu Pendidikan, Bhs. dan Mat.*, vol. 2, no. 1, pp. 286–296, 2024.
- [10] P. L. A. A. R. Supriana I Wayan, “Implementasi Algoritma Apriori sebagai Association Rule Learning untuk Mengidentifikasi Pola Item Dataset Penjualan,” *70 J. Buana Inform.*, vol. 16, no. April, pp. 69–79, 2025.
- [11] M. Dolores, C. F. Basso, J. G. Romero, and M.-B. M. J. M. Bautista, “A big data Association Rule Mining based approach for energy building behaviour analysis in an IoT environment,” *Sci.*

- Rep.*, vol. 13, no. 19810, pp. 1–18, 2023, doi: 10.1038/s41598-023-47056-1.
- [12] M. N. Fitrianto, “Analisis Pengaruh Algoritma Rekomendasi TikTok terhadap Perilaku Konsumsi Konten Menggunakan Metode Data Mining dan Machine Learning,” *J. Publ. Tek. Inform.*, vol. 4, no. Mei, pp. 68–75, 2025.
- [13] N. U. W. Octiva Cut Susan, Fajri T. Irfan, Sulistiarini Emma Budi, Suharjo, “Penggunaan Teknik Data Mining untuk Analisis Perilaku Pengguna pada Media Sosial,” *J. Minfo Polgan*, vol. 13, no. 1, pp. 1074–1078, 2024.
- [14] M. Kis, W. Fitriani, and M. Irawati, “Analisis Dampak Penggunaan Aplikasi Tiktok Pada Remaja: A Systematic Literature Review M Kis, Wahidah Fitriani, Merli Irawati Analisis Dampak Penggunaan Aplikasi Tiktok Pada Remaja: A Systematic Literature Review,” *Couns. J. Bimbing.*, vol. 5, no. 1, pp. 233–236, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.31943/counselia.v5i1.90>
- [15] L. N. Wolfers, D. Neumann, S. H. Klein, F. Gaiser, C. Anderl, and S. Utz, “What do you mean by ‘social media’? Introducing the Reporting Items for Social Media Research (RISoMeR),” *Ann. Int. Commun. Assoc.*, vol. 49, no. 3, pp. 192–204, 2025.
- [16] L. I. E. Zham-Zham Lelly Muridi, Utomo Setyo, “PENGARUH APLIKASI TIKTOK TERHADAP PERKEMBANGAN ANAK DI ERA DIGITALISASI: TINJAUAN YURIDIS EMPIRIS BERDASARKAN UNDANG-UNDANG NOMOR 23 TAHUN 2002 TENTANG PERLINDUNGAN ANAK,” *J. Inov. Huk. DAN Kebijak.*, vol. 10, no. 3, pp. 121–131, 2025, [Online]. Available: <https://ejournals.com/ojs/index.php/jihk/article/view/3139>