

Analisis Pola Perilaku Penggunaan Game Online pada Remaja Menggunakan Algoritma K-Means

¹Fitriana Harahap, ²Husin Sariangсах, ³Masri Wahyuni, ⁴Robiatul Adawiyah, ⁵Ermayanti Astuti, ⁶Rita Novita Sari

¹Sistem Informasi, Universitas Pembinaan Masyarakat Indonesia, Medan, Indonesia

²Teknik Komputer, Akademi Manajemen Informatika dan Komputer Polibisnis, Simalungun, Indonesia

³Komputerisasi Akuntansi, Akademi Manajemen Informatika dan Komputer Polibisnis, Simalungun, Indonesia

⁴Sistem Informasi, Universitas Potensi Utama, Medan, Indonesia

⁵Informatika Medis, Sekolah Tinggi Ilmu Kesehatan Mitra Sehati, Medan, Indonesia

⁶Ilmu komputer, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Medan, Indonesia

*Korespondensi: fitrianaarahap1@gmail.com

Submit : 12 Mar 2026 | Diterima : 07 April 2026 | Terbit : 11 April 2026

ABSTRACT

The rapid growth of online games has significantly influenced adolescents' behavioral patterns, particularly in social, psychological, and academic aspects. Uncontrolled intensity of online game usage may lead to various problems; therefore, data-driven analysis is required to objectively identify patterns of online gaming behavior. This study aims to analyze patterns of online game usage behavior among adolescents by applying clustering techniques in data mining based on analytical tools. The research data were collected through structured questionnaires involving the variables id_responden, age, gender, playing_frequency, playing_duration, game_type, playing_time, playing_purpose, engagement_level, and in-game_expenditure. The research stages include data preprocessing, which consists of data cleaning, transformation, and normalization, followed by the application of clustering algorithms using data mining tools. The K-Means method was employed to group respondents into several clusters based on the similarity level of their online gaming behavior patterns. The results indicate the formation of multiple clusters representing adolescent behavioral characteristics, such as low, moderate, and high gaming intensity clusters. Each cluster exhibits distinct characteristics, particularly in terms of playing_frequency, playing_duration, engagement_level, and in-game_expenditure. The clustering results are expected to provide a comprehensive overview of online gaming behavior patterns among adolescents and serve as a reference for parents, educators, and policymakers in designing more effective and data-driven strategies for preventing and controlling excessive online game usage.

Keywords: Clustering, Data Mining, Online Games, K-Means, Adolescents.

ABSTRAK

Perkembangan game online yang semakin pesat telah memengaruhi pola perilaku remaja, baik dari aspek sosial, psikologis, maupun akademik. Intensitas penggunaan game online yang tidak terkontrol berpotensi menimbulkan berbagai permasalahan, sehingga diperlukan analisis berbasis data untuk mengidentifikasi pola perilaku penggunaan game online secara objektif. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola perilaku penggunaan game online pada remaja dengan menerapkan teknik clustering dalam data mining berbasis tools. Data penelitian diperoleh melalui kuesioner terstruktur yang melibatkan variabel id_responden, usia, jenis_kelamin, frekuensi_bermain, durasi_bermain, jenis_game, waktu_bermain, tujuan_bermain, tingkat_keterlibatan, dan pengeluaran_game. Tahapan penelitian meliputi data preprocessing yang mencakup pembersihan data, transformasi, dan normalisasi, dilanjutkan dengan penerapan algoritma clustering menggunakan tools data mining. Metode K-Means digunakan untuk mengelompokkan responden ke dalam beberapa klaster berdasarkan tingkat kemiripan pola perilaku bermain game online. Hasil penelitian menunjukkan terbentuknya beberapa klaster yang merepresentasikan karakteristik perilaku remaja, seperti klaster dengan

intensitas bermain rendah, sedang, dan tinggi. Setiap klaster memiliki karakteristik yang berbeda, terutama pada variabel frekuensi_bermain, durasi_bermain, tingkat_keterlibatan, dan pengeluaran_game. Hasil pengelompokan ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang komprehensif mengenai pola perilaku penggunaan game online pada remaja serta menjadi dasar bagi orang tua, pendidik, dan pemangku kebijakan dalam merancang strategi pencegahan dan pengendalian penggunaan game online yang lebih efektif dan berbasis data.

Kata Kunci: Clustering, Data mining, Game online, K-Means, Remaja.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah membawa perubahan signifikan pada perilaku sosial di berbagai kalangan masyarakat, termasuk remaja. Game online menjadi salah satu bentuk hiburan digital yang sangat populer di kalangan remaja, di mana interaksi sosial, tantangan kompetitif, dan aksesibilitas platform menjadi faktor pendukung utama peningkatan penggunaannya. Studi menunjukkan bahwa peer interaction memiliki pengaruh signifikan terhadap perilaku bermain game online di kalangan remaja, dan semakin intens interaksi sosial tersebut, semakin tinggi intensitas bermain game yang dilakukan oleh remaja (Wulan Nurhartanti, Maya Oktaviani, 2024).

Berbagai penelitian juga mengungkapkan dampak dari penggunaan game online terhadap kehidupan remaja, baik secara fisik maupun psikososial. Misalnya, durasi bermain yang tinggi berhubungan dengan gangguan pola tidur, di mana remaja yang bermain game online lebih dari tiga setengah jam per hari memiliki risiko gangguan pola tidur yang lebih tinggi dibandingkan mereka yang bermain lebih singkat (Kurniasih, 2022). Selain itu, intensitas bermain game online juga dikaitkan dengan perkembangan keterampilan sosial yang beragam di kalangan remaja, menunjukkan hubungan antara intensitas bermain dan kompetensi sosial mereka (Alfianto, 2024).

Fenomena penggunaan game online yang semakin meningkat menciptakan kebutuhan untuk memahami pola perilaku penggunaan game online secara lebih mendalam, khususnya pada kelompok remaja, yang rentan terhadap perubahan perilaku akibat tekanan sosial, digitalisasi, dan kecenderungan bermain yang berlebihan (Zendrato & Harefa, 2022). Sebagian besar literatur sebelumnya lebih fokus pada hubungan korelasional antara intensitas atau dampak game online dengan aspek tertentu seperti pola tidur atau keterampilan sosial, namun belum banyak penelitian yang memetakan pola atau segmen perilaku pengguna game online pada remaja secara komprehensif menggunakan pendekatan data mining (Rismayanti, 2024).

Data mining merupakan pendekatan analisis data yang mampu menemukan pola tersembunyi (hidden patterns) dalam data besar melalui teknik-teknik seperti clustering, classification, dan association rule mining. Teknik clustering, khususnya, dapat mengelompokkan data berdasarkan kesamaan karakteristik tanpa perlu adanya label kelas awal, sehingga cocok digunakan untuk mengeksplorasi pola perilaku dalam populasi yang heterogen seperti remaja pengguna game online. Dalam konteks perilaku digital, beberapa penelitian di bidang data science telah menerapkan algoritma machine learning untuk memprediksi dan memahami perilaku bermain secara otomatis melalui data yang tersedia (Nugraha et al., 2022) (Khalish et al., 2025).

Berdasarkan fenomena di atas, penelitian ini dirancang untuk mengidentifikasi dan menganalisis pola perilaku penggunaan game online pada remaja melalui teknik clustering data mining berbasis tools, sehingga diharapkan dapat memberikan gambaran segmentasi perilaku bermain game online yang akurat dan informatif. Dengan pemahaman pola tersebut, diharapkan kontribusi ilmiah penelitian ini dapat menjadi dasar bagi pihak pendidikan, orang tua, atau pembuat kebijakan dalam merancang intervensi yang lebih tepat sasaran terkait penggunaan game online di kalangan remaja.

METODE PENELITIAN

Pendekatan Penelitian

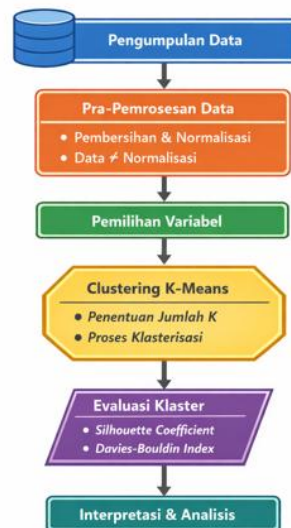
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan strategi data mining, khususnya teknik clustering. Pendekatan kuantitatif dipilih karena mampu mengkuantifikasi pola perilaku melalui analisis numerik data remaja pengguna game online (Annas & Wahab, 2023)

Teknik clustering merupakan metode yang umum dalam unsupervised learning yang

digunakan untuk menemukan pola tersembunyi dalam dataset tanpa label kelas sebelumnya (Suraya, Sholeh, & Lestari, 2023). Keunggulan teknik ini adalah kemampuannya mengelompokkan data berdasarkan kemiripan karakteristik sehingga cocok digunakan pada populasi heterogen seperti perilaku remaja (Setyaningtyas et al., 2022).

Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ini mengikuti model Knowledge Discovery in Databases (KDD) yang merupakan kerangka kerja standar dalam penelitian data mining. KDD menyusun serangkaian proses dari pengumpulan data hingga ekstraksi pengetahuan bermakna dari data mentah (Prima et al., 2022).



Gambar 1. Tahapan Metode Penelitian

1. **Pengumpulan Data**
Data dikumpulkan melalui kuesioner terstruktur yang disebarakan kepada responden remaja sesuai dengan kriteria yang telah ditetapkan. Instrumen kuesioner dirancang untuk menangkap karakteristik perilaku bermain game online seperti durasi, frekuensi, waktu dominan bermain, jenis game, perangkat yang digunakan, dan pengeluaran terkait game.
2. **Pra-Pemrosesan Data**
Pra-pemrosesan merupakan tahap penting dalam penelitian data mining, karena kualitas hasil clustering sangat bergantung pada kualitas data input (Sholeh & Lestari, 2024). Tahapan pra-pemrosesan meliputi :
Pembersihan (cleaning): menghapus atau mengganti nilai yang hilang, Transformasi: mengubah data kategorikal menjadi numerik bila diperlukan, Normalisasi: memastikan skala atribut seragam untuk menghindari dominasi atribut tertentu dalam perhitungan jarak.
3. **Pemilihan Teknik Clustering**
Penelitian ini menggunakan algoritma K-Means Clustering, yaitu salah satu metode partition-based yang paling banyak digunakan di berbagai studi ilmiah data mining karena efisiensi dan efektivitas dalam identifikasi kelompok yang jelas (Nasir & Informasi, 2020). Algoritma ini bekerja dengan pembagian data ke dalam sejumlah cluster yang ditentukan sebelumnya (K), berdasarkan kemiripan atribut menggunakan ukuran jarak seperti Euclidean Distance (Indraputra & Fitriana, 2020). Langkah ini dipilih karena praktiknya telah dibuktikan valid dan sering digunakan pada berbagai domain penelitian kuantitatif (Rosika et al., 2024).
4. **Evaluasi Hasil Clustering**
Evaluasi hasil clustering dilakukan menggunakan metrik validasi internal, antara lain:
Silhouette Coefficient : mengukur seberapa konsisten objek berada dalam cluster yang sama dibandingkan dengan cluster lain. Davies-Bouldin Index : mengukur rasio antara jarak intra-cluster dan antar-cluster untuk mengevaluasi kualitas pemisahan antar cluster. Metrik-metrik ini umum digunakan di studi ilmiah untuk memastikan hasil klasterisasi dapat dipercaya dan tidak hanya terjadi secara kebetulan (data-driven) (Nasir & Informasi, 2020)

5. Interpretasi dan Analisis

Interpretasi hasil clustering dilakukan dengan mengamati profil masing-masing cluster, misalnya cluster dengan durasi bermain tinggi, cluster dengan frekuensi bermain rendah, atau cluster dengan pengeluaran game tinggi. Hasil interpretasi ini memberikan wawasan konkret tentang pola perilaku remaja dalam konteks game online. Interpretasi yang akurat penting untuk mendukung rekomendasi kebijakan atau strategi intervensi yang berbasis bukti.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Data penelitian diperoleh dari hasil pengisian kuesioner oleh responden remaja yang aktif menggunakan game online. Sampel data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah N responden (sesuaikan angka), yang dipilih menggunakan teknik sampling purposive, dengan kriteria responden berada pada rentang usia remaja dan memiliki pengalaman bermain game online secara rutin. Variabel yang digunakan dalam analisis clustering mencerminkan perilaku penggunaan game online, antara lain: variabel id_responden, usia, jenis_kelamin, frekuensi_bermain, durasi_bermain, jenis_game, waktu_bermain, tujuan_bermain, tingkat_keterlibatan, dan pengeluaran_game.

Tabel 1 Data Responden

id_responden	usia	jenis_kelamin	frekuensi_bermain	durasi_bermain	jenis_game	waktu_bermain	tujuan_bermain	tingkat_keterlibatan	pengeluaran_game
1	15	L	2	1	Casual	Siang	Hiburan	1	0
2	16	P	3	2	RPG	Malam	Sosial	2	50000
3	17	L	5	3	MOBA	Malam	Kompetitif	4	150000
4	18	L	7	5	FPS	Malam	Kompetitif	5	300000
5	16	P	2	1	Casual	Siang	Hiburan	1	0
6	17	P	4	2	RPG	Malam	Sosial	3	75000
7	15	L	1	1	Casual	Pagi	Hiburan	1	0
8	16	L	6	3	MOBA	Malam	Kompetitif	4	200000
9	18	P	5	4	FPS	Malam	Kompetitif	5	250000
10	17	L	3	2	MOBA	Malam	Hiburan	2	50000
11	16	P	4	2	RPG	Siang	Sosial	3	75000
12	15	L	2	1	Casual	Pagi	Hiburan	1	0
13	18	L	7	5	FPS	Malam	Kompetitif	5	300000
14	17	P	5	3	MOBA	Malam	Kompetitif	4	150000
15	16	P	3	2	RPG	Malam	Sosial	2	50000
16	15	L	1	1	Casual	Siang	Hiburan	1	0
17	18	P	6	4	MOBA	Malam	Kompetitif	5	200000
18	17	L	4	3	FPS	Malam	Kompetitif	4	150000
19	16	P	2	1	Casual	Siang	Hiburan	1	0
20	15	P	3	2	RPG	Malam	Sosial	2	50000
21	17	L	6	4	MOBA	Malam	Kompetitif	5	200000
22	18	L	7	5	FPS	Malam	Kompetitif	5	300000
23	16	P	4	2	RPG	Siang	Sosial	3	75000
24	15	L	1	1	Casual	Pagi	Hiburan	1	0
25	17	P	5	3	MOBA	Malam	Kompetitif	4	150000
26	18	L	6	4	FPS	Malam	Kompetitif	5	250000
27	16	P	2	1	Casual	Siang	Hiburan	1	0
28	15	P	3	2	RPG	Malam	Sosial	2	50000

id_responden	usia	jenis_kelamin	frekuensi_bermain	durasi_bermain	jenis_game	waktu_bermain	tujuan_bermain	tingkat_keterlibatan	pengeluaran_game
29	17	L	4	3	MOBA	Malam	Kompetitif	4	150000
30	18	P	5	4	FPS	Malam	Kompetitif	5	300000
31	16	L	2	1	Casual	Siang	Hiburan	1	0
32	15	P	1	1	Casual	Pagi	Hiburan	1	0
33	17	P	4	3	RPG	Malam	Sosial	3	75000
34	18	L	7	5	MOBA	Malam	Kompetitif	5	200000
35	16	P	3	2	RPG	Siang	Sosial	2	50000
36	15	L	1	1	Casual	Pagi	Hiburan	1	0
37	17	L	6	4	FPS	Malam	Kompetitif	5	250000
38	18	P	5	3	MOBA	Malam	Kompetitif	4	150000
39	16	L	2	1	Casual	Siang	Hiburan	1	0
40	15	P	3	2	RPG	Malam	Sosial	2	50000
41	17	L	4	3	MOBA	Malam	Kompetitif	4	150000
42	18	L	7	5	FPS	Malam	Kompetitif	5	300000
43	16	P	3	2	RPG	Siang	Sosial	2	50000
44	15	L	1	1	Casual	Pagi	Hiburan	1	0
45	17	P	5	3	MOBA	Malam	Kompetitif	4	150000
46	18	L	6	4	FPS	Malam	Kompetitif	5	250000
47	16	P	2	1	Casual	Siang	Hiburan	1	0
48	15	P	3	2	RPG	Malam	Sosial	2	50000
49	17	L	4	3	MOBA	Malam	Kompetitif	4	150000
50	18	P	5	4	FPS	Malam	Kompetitif	5	300000

Preprocessing Data

Tahap pre-processing bertujuan untuk memastikan kualitas data sebelum dilakukan clustering. Berdasarkan hasil pemeriksaan awal, dataset tidak mengandung nilai kosong (missing values), sehingga tidak diperlukan proses imputasi data. Selanjutnya, atribut bertipe nominal seperti jenis_kelamin, jenis_game, waktu_bermain, dan tujuan_bermain ditransformasikan menjadi bentuk numerik. Proses ini penting karena algoritma K-Means hanya dapat memproses data numerik.

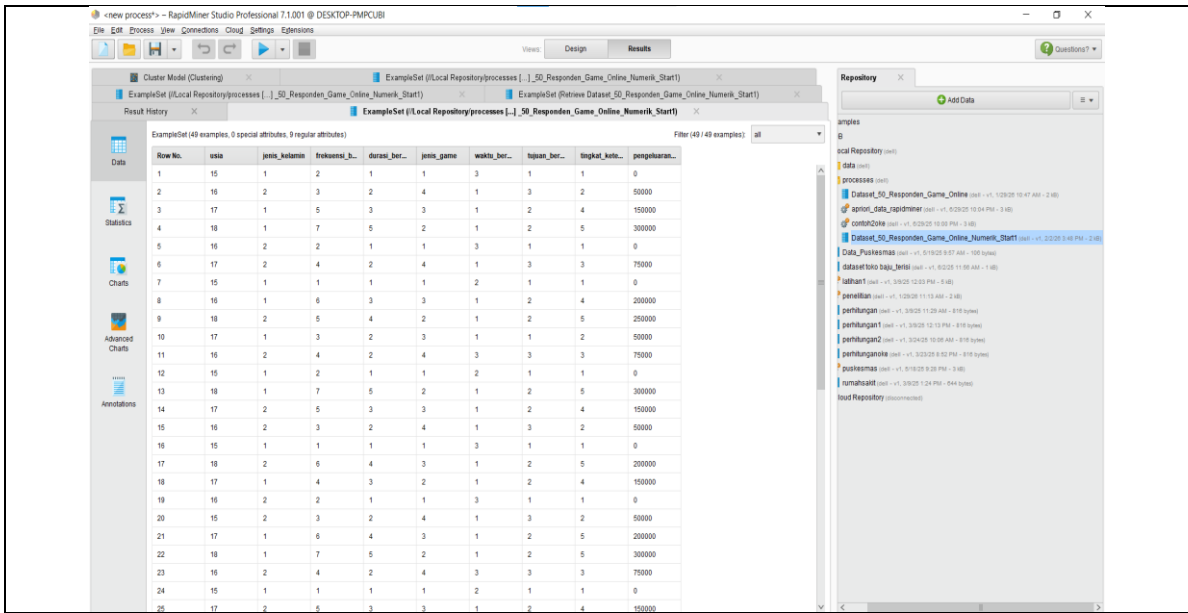
Tabel 2 Data Pre-Processing

id_responden	usia	jenis_kelamin	frekuensi_bermain	durasi_bermain	jenis_game	waktu_bermain	tujuan_bermain	tingkat_keterlibatan	pengeluaran_game
1	15	1	2	1	1	3	1	1	0
2	16	2	3	2	4	1	3	2	50000
3	17	1	5	3	3	1	2	4	150000
4	18	1	7	5	2	1	2	5	300000
5	16	2	2	1	1	3	1	1	0
6	17	2	4	2	4	1	3	3	75000
7	15	1	1	1	1	2	1	1	0
8	16	1	6	3	3	1	2	4	200000
9	18	2	5	4	2	1	2	5	250000
10	17	1	3	2	3	1	1	2	50000
11	16	2	4	2	4	3	3	3	75000
12	15	1	2	1	1	2	1	1	0
13	18	1	7	5	2	1	2	5	300000

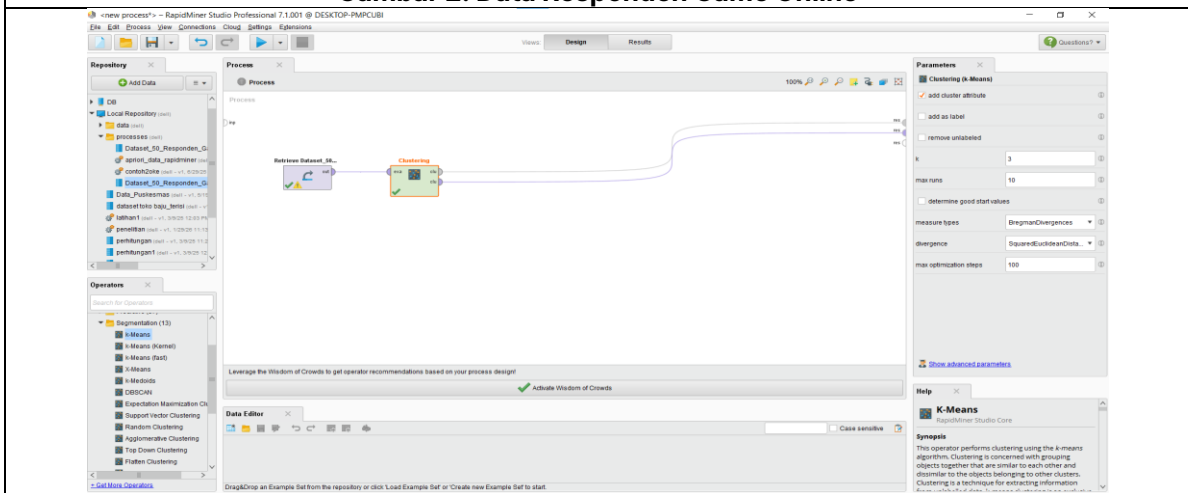
id_responden	usia	jenis_kelamin	frekuensi_bermain	durasi_bermain	jenis_game	waktu_bermain	tujuan_bermain	tingkat_keterlibatan	pengeluaran_game
14	17	2	5	3	3	1	2	4	150000
15	16	2	3	2	4	1	3	2	50000
16	15	1	1	1	1	3	1	1	0
17	18	2	6	4	3	1	2	5	200000
18	17	1	4	3	2	1	2	4	150000
19	16	2	2	1	1	3	1	1	0
20	15	2	3	2	4	1	3	2	50000
21	17	1	6	4	3	1	2	5	200000
22	18	1	7	5	2	1	2	5	300000
23	16	2	4	2	4	3	3	3	75000
24	15	1	1	1	1	2	1	1	0
25	17	2	5	3	3	1	2	4	150000
26	18	1	6	4	2	1	2	5	250000
27	16	2	2	1	1	3	1	1	0
28	15	2	3	2	4	1	3	2	50000
29	17	1	4	3	3	1	2	4	150000
30	18	2	5	4	2	1	2	5	300000
31	16	1	2	1	1	3	1	1	0
32	15	2	1	1	1	2	1	1	0
33	17	2	4	3	4	1	3	3	75000
34	18	1	7	5	3	1	2	5	200000
35	16	2	3	2	4	3	3	2	50000
36	15	1	1	1	1	2	1	1	0
37	17	1	6	4	2	1	2	5	250000
38	18	2	5	3	3	1	2	4	150000
39	16	1	2	1	1	3	1	1	0
40	15	2	3	2	4	1	3	2	50000
41	17	1	4	3	3	1	2	4	150000
42	18	1	7	5	2	1	2	5	300000
43	16	2	3	2	4	3	3	2	50000
44	15	1	1	1	1	2	1	1	0
45	17	2	5	3	3	1	2	4	150000
46	18	1	6	4	2	1	2	5	250000
47	16	2	2	1	1	3	1	1	0
48	15	2	3	2	4	1	3	2	50000
49	17	1	4	3	3	1	2	4	150000
50	18	2	5	4	2	1	2	5	300000

Penerapan Algoritma K-Means Clustering

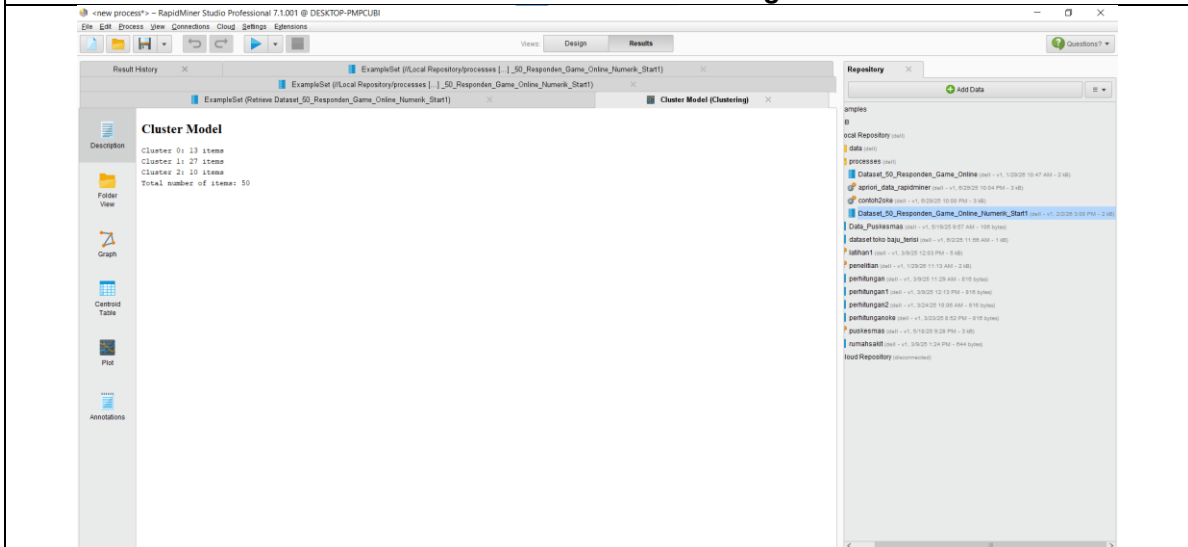
Setelah tahap pre-processing, analisis dilanjutkan dengan penerapan algoritma K-Means clustering menggunakan operator K-Means pada RapidMiner. Penentuan jumlah cluster (K) dilakukan secara eksperimental dengan mempertimbangkan tujuan penelitian dan karakteristik data. Dalam penelitian ini, jumlah cluster ditetapkan sebanyak 3 cluster (K = 3), yang merepresentasikan tingkat intensitas penggunaan game online, yaitu rendah, sedang, dan tinggi. Parameter jarak yang digunakan adalah Euclidean Distance, karena sesuai untuk data numerik hasil normalisasi. RapidMiner kemudian mengelompokkan 50 responden ke dalam tiga cluster berdasarkan tingkat kemiripan pola perilaku bermain game online.



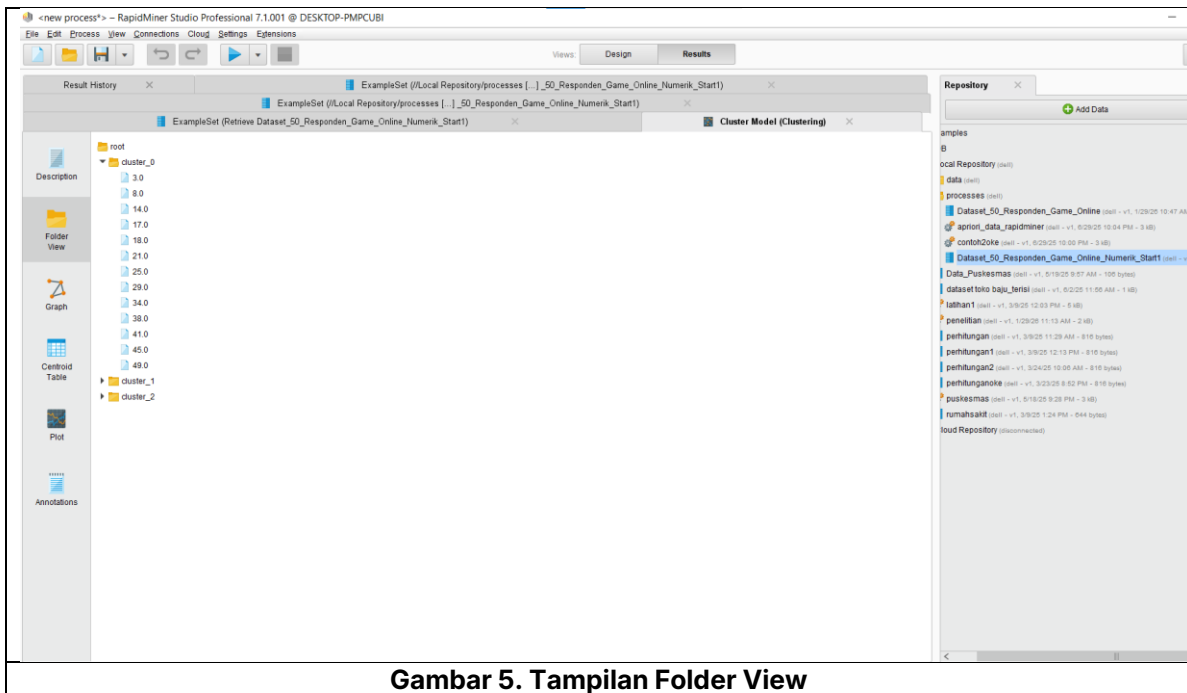
Gambar 2. Data Responen Game Online



Gambar 3. Proses clustering



Gambar 4. Tampilan View Text



Gambar 5. Tampilan Folder View

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengolahan dataset perilaku penggunaan game online pada remaja menggunakan tools RapidMiner dengan metode K-Means clustering, diperoleh bahwa jumlah cluster optimal yang dihasilkan adalah $K = 3$. Hasil clustering ini menunjukkan bahwa perilaku penggunaan game online pada remaja tidak bersifat homogen, melainkan terbagi ke dalam tiga kelompok perilaku yang memiliki karakteristik yang berbeda secara signifikan. Cluster pertama merepresentasikan kelompok remaja dengan intensitas penggunaan game online rendah, yang ditandai oleh frekuensi bermain yang terbatas (1–2 hari per minggu), durasi bermain singkat (± 1 jam per hari), jenis game kasual, serta tujuan bermain sebagai hiburan. Kelompok ini juga menunjukkan tingkat keterlibatan bermain yang rendah dan hampir tidak memiliki pengeluaran finansial terkait game. Cluster kedua menggambarkan kelompok remaja dengan intensitas penggunaan game online sedang, yang memiliki frekuensi bermain 3–4 hari per minggu dengan durasi bermain 2–3 jam per hari. Jenis game yang dominan pada cluster ini adalah RPG dan MOBA, dengan tujuan bermain yang cenderung bersifat sosial maupun hiburan. Tingkat keterlibatan bermain berada pada kategori sedang dan disertai pengeluaran game dalam jumlah terbatas. Cluster ketiga menunjukkan kelompok remaja dengan intensitas penggunaan game online tinggi, yang ditandai oleh frekuensi bermain 5–7 hari per minggu dan durasi bermain 4–5 jam per hari. Jenis game yang dominan adalah FPS dan MOBA dengan tujuan bermain kompetitif. Kelompok ini memiliki tingkat keterlibatan bermain yang sangat tinggi serta pengeluaran finansial yang signifikan untuk kebutuhan dalam game.

Secara keseluruhan, hasil clustering dengan $K = 3$ mampu mengelompokkan dataset secara efektif dan menghasilkan segmentasi perilaku yang jelas serta mudah diinterpretasikan. Temuan ini membuktikan bahwa pendekatan data mining berbasis clustering menggunakan RapidMiner efektif dalam mengidentifikasi pola perilaku penggunaan game online pada remaja. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi dasar bagi pengembangan kebijakan edukasi digital, strategi pengawasan penggunaan game, serta penelitian lanjutan yang mengintegrasikan variabel psikologis atau akademik untuk memperkaya analisis perilaku.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada tempat mengabdikan kami di Universitas Pembinaan Masyarakat Indonesia yang sudah memberikan motivasi terhadap kami dan terima kasih kepada keluarga kami yang paling kami sayangi.

REFERENSI

Alfianto, M. R. (2024). *Intensitas Bermain Game Online dan Keterampilan Sosial Remaja di*

- Sidoarjo. 1(2), 1–13.
- Annas, M., & Wahab, S. N. (2023). *Data Mining Methods: K-Means Clustering Algorithms*. 3(1).
- Indraputra, R. A., & Fitriana, R. (2020). *K-Means Clustering Data COVID-19*. 10(3), 275–282.
- Khalish, F., Piranti, N. M., & Martadireja, O. (2025). *Implementasi Data Mining Menggunakan Teknik Clustering dengan Metode K-Means*. 8, 5392–5397.
- Kurniasih, E. (2022). *JPKM Jurnal Profesi Kesehatan Masyarakat*. 3(2), 117–123.
- Nasir, J., & Informasi, P. S. (2020). *PENERAPAN DATA MINING CLUSTERING DALAM MENGELOMPOKAN BUKU DENGAN METODE K-MEANS*. 11(2).
- Nugraha, A., Nurdianawan, O., Dwilestari, G., Studi, P., Informatika, T., Cirebon, K., & Olahraga, T. (2022). *PENERAPAN DATA MINING METODE K-MEANS CLUSTERING UNTUK*. 6(2), 849–855.
- Prima, J., Sistem, J., Komputer, I., No, V., Studi, P., Ftik, K., Selvi, C., Sembiring, D., Hanum, L., & Tamba, S. P. (2022). *PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA K-MEANS UNTUK MENENTUKAN JUDUL SKRIPSI DAN JURNAL*. 5(2), 80–85.
- Rismayanti, N. (2024). Predicting Online Gaming Behaviour Using Machine Learning Techniques. *Indonesian Journal of Data and Science Volume*, 4(3), 133–143.
- Rosika, H., Teknik, F., Mataram, U. M., Teknik, F., Mataram, U., Sistem, F. R., Sumbawa, U. T., Artikel, I., & K-means, M. (2024). IMPLEMENTASI RAPIDMINER UNTUK CLESTERING DATA PENJUALAN PAKAIAN MENGGUNAKAN METODE K-MEANS. *JUTECH Journal Education and Technology*, 5, 221–231.
- Setyaningtyas, S., Nugroho, B. I., & Arif, Z. (2022). *TINJAUAN PUSTAKA SISTEMATIS PADA DATA MINING: STUDI KASUS ALGORITMA K-MEANS CLUSTERING*. 10(2), 52–61. <https://doi.org/10.21063/jtif.2022.V10.2.52-61>
- Sholeh, M., & Lestari, U. (2024). *Evaluation of Data Clustering Accuracy using K-Means Algorithm*. 2(01), 385–396.
- Wulan Nurhartanti, Maya Oktaviani, V. Z. (2024). The Behavior of Adolescent Online Game Players: An Analysis of the Impact of Peer Interaction. *Journal of Counseling and Educational Research*, 9786(18). <https://doi.org/10.63203/jcerch.v1i1.83>
- Zendrato, Y., & Harefa, H. O. N. (2022). *Dampak Game Online Terhadap Prestasi Belajar Siswa*. 1(1), 139–148.