

Penerapan Algoritma K-Means pada Pengelompokan Dampak Bermain Game Online Terhadap Minat Belajar

Anda Tri Hidayat¹, Efan^{2*}, Yadi³

^{1,2*,3} Program Studi Teknik Informatika, Institut Teknologi Pagar Alam, Pagar Alam, Indonesia

¹andatrihidayat09@gmail.com, ^{2*}efan@itpa.ac.id, ³yadikom@gmail.com

*) efan@itpa.ac.id

Abstrak-Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan tingkat minat belajar siswa berdasarkan intensitas bermain game online menggunakan algoritma K-Means Clustering. Permasalahan yang diangkat adalah meningkatnya aktivitas bermain game yang berpotensi mempengaruhi perilaku belajar siswa, namun belum terdapat pemetaan karakteristik siswa secara terstruktur. Data yang digunakan berasal dari kuesioner yang diisi oleh 65 responden dengan 6 variabel utama, yaitu frekuensi bermain, durasi bermain, waktu bermain, dan indikator minat belajar. Metode yang digunakan adalah K-Means dengan tahapan preprocessing, normalisasi menggunakan StandardScaler, dan pengujian jumlah cluster menggunakan metode Elbow. Hasil penelitian menunjukkan bahwa jumlah cluster optimal adalah 3 cluster, dengan nilai silhouette score sebesar 0,323 dan Davies-Bouldin Index sebesar 1,465. Menghasilkan tiga kelompok yaitu: (1) minat belajar rendah, (2) minat belajar sedang, dan (3) minat belajar tinggi. Hasil klasterisasi menunjukkan bahwa mayoritas siswa berada pada kategori Minat Belajar Menengah sebanyak 37 siswa (56,92%), diikuti Minat Belajar Rendah sebanyak 16 siswa (24,62%), dan Minat Belajar Tinggi sebanyak 12 siswa (18,46%). Nilai *silhouette score* menghasilkan nilai sebesar 0,323303 yang menunjukkan struktur klaster cukup baik. Penelitian ini menunjukkan bahwa sebagian besar siswa berada pada kondisi menengah, yaitu masih bermain game tanpa memberikan dampak signifikan terhadap minat belajar. Kontribusi penelitian ini adalah memberikan pendekatan berbasis data dalam mengelompokkan tingkat minat belajar siswa terkait aktivitas bermain game online, serta menjadi dasar bagi sekolah dalam merancang strategi pengawasan dan edukasi yang lebih efektif. Penelitian memberikan pemetaan karakteristik siswa berbasis data yang dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam pembinaan akademik.

Kata Kunci: Game Online, Minat Belajar, Data Mining, K-Means Clustering, CRISP-DM

Abstract-This study aims to group students' level of learning interest based on the intensity of playing online games using the K-Means Clustering algorithm. The issue being addressed is the increasing activity of gaming, which can potentially affect students' learning behavior, but there hasn't been a structured mapping of student characteristics yet. The data used comes from questionnaires filled out by 65 respondents with 6 main variables, including playing frequency, playing duration, playing time, and learning interest indicators. The method used is K-Means with steps of preprocessing, normalization using StandardScaler, and testing the number of clusters using the Elbow method. The study results show that the optimal number of clusters is 3, with a silhouette score of 0.323 and a Davies-Bouldin Index of 1.465. It produced three groups, namely: (1) low learning interest, (2) medium learning interest, and (3) high learning interest. The clustering results showed that the majority of students were in the Medium Learning Interest category with 37 students (56.92%), followed by Low Learning Interest with 16 students (24.62%), and High Learning Interest with 12 students (18.46%). The silhouette score yielded a value of 0.323303, indicating a fairly good cluster structure. This study shows that most students are in a medium condition, meaning they still play games without significantly affecting their learning interest. The contribution of this research is providing a data-based approach to categorize students' learning interest levels related to online gaming activities, and it also serves as a basis for schools to design more effective monitoring and educational strategies. The research provides a mapping of student characteristics based on data that can be used as a basis for making decisions in academic guidance.

Keywords: Online Games, Learning Interest, Data Mining, K-Means Clustering, CRISP-DM.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan pesat teknologi informasi telah mendorong berbagai inovasi di berbagai bidang, termasuk pendidikan dalam dunia pendidikan, proses pembelajaran juga mengalami perubahan signifikan sebagai dampak dari kemajuan ini. Teknologi canggih kini diterapkan dalam berbagai sektor, termasuk pendidikan, bisnis, dan kesehatan, dengan pemanfaatan seperti pembelajaran mesin, kecerdasan buatan, dan data mining. Salah satu fenomena yang berkembang terutama di kalangan pelajar adalah meningkatnya penggunaan game online [1], [2]. Pemanfaatan teknologi seperti machine learning, artificial intelligence, dan data mining berkontribusi pada peningkatan efektivitas proses pembelajaran [3]. Namun, di sisi lain, perkembangan teknologi juga telah menimbulkan fenomena meningkatnya penggunaan game online di kalangan siswa, yang tidak hanya berfungsi

sebagai hiburan tetapi juga memiliki potensi untuk memengaruhi aspek sosial dan psikologis, khususnya minat belajar siswa untuk mengkaji pola hubungan antara perilaku bermain game online dan minat belajar, metode analisis seperti *K-Means* dapat digunakan karena mampu mengelompokkan data berdasarkan karakteristik tertentu, sehingga memberikan gambaran yang lebih terstruktur dalam memahami dinamika belajar siswa di era digital [4].

Penggunaan game online berlebihan dapat menyebabkan berbagai efek negatif. Salah satu dampak yang dapat terjadi adalah menurunnya kesehatan pemain akibat kurangnya aktivitas fisik serta pola tidur yang terganggu [5]. Selain itu, kebiasaan bermain *game* secara berlebihan bisa menimbulkan kemalasan dan, dalam beberapa kasus, dapat mendorong seseorang melakukan tindakan kriminal akibat pengaruh negatif dari permainan atau pergaulan di dunia maya tanpa kontrol yang baik, seseorang bisa kehilangan kesadaran akan waktu dan melupakan kewajiban seperti belajar, mengerjakan tugas, serta tanggung jawab sehari-hari [6], [7]. Selain itu, ketergantungan pada permainan juga dapat menyebabkan penurunan kehadiran di sekolah, rendahnya partisipasi dalam pembelajaran, dan menurunnya prestasi akademik siswa [8], [9]. Kepentingan pribadi dalam belajar adalah faktor penting yang mempengaruhi keberhasilan siswa, karena hal itu terkait dengan perhatian, minat, dan keterlibatan aktif dalam proses pembelajaran [8].

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh [10] berjudul “Analisis Dampak Game MOBA terhadap Sikap Manusia dengan Menggunakan K-Means Clustering” Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa analisis menunjukkan bahwa 65% responden merasa peningkatan kemarahan setelah bermain, dan 70% mengakui mengalami peningkatan kemampuan bekerja sama. Namun, penting untuk memperdalam pemahaman tentang faktor-faktor yang mempengaruhi tren ini. Misalnya, penelitian lebih lanjut diperlukan untuk mengeksplorasi bagaimana konteks sosial, termasuk interaksi dengan teman atau persaingan dengan lawan, dapat mempengaruhi tingkat kemarahan dan agresi pemain. Selain itu, meskipun 55% pemain aktif menunjukkan tingkat kemarahan yang tinggi, kita juga harus mempertimbangkan variabel lain, seperti pengalaman bermain sebelumnya, karakteristik pribadi, dan mekanisme permainan yang mungkin berkontribusi terhadap perilaku ini.

Berdasarkan observasi dan wawancara dalam penelitian yang dilakukan di SMA N 2 Kota Pagar Alam, ditemukan bahwa kebanyakan siswa yang memainkan *game online*. *Game online* sering kali menjadi faktor yang menyebabkan penurunan minat belajar, bermain *game* hingga larut malam dapat menyebabkan kurang tidur, yang berdampak pada daya ingat, kemampuan berpikir kritis, dan energi saat berada di dalam kelas. Siswa yang mengalami kelelahan sering kali kurang responsif dan tidak bersemangat dalam mengikuti pelajaran. Siswa yang sering bermain *game online* biasanya memiliki tingkat kehadiran yang lebih rendah, kebiasaan bermain *game online* lebih berdampak pada siswa laki-laki. Mereka lebih sering menghabiskan waktu berjam-jam untuk bermain, bahkan hingga larut malam, yang akhirnya mempengaruhi pola tidur dan konsentrasi mereka di sekolah.

Berdasarkan permasalahan tersebut, terdapat *research gap* yaitu belum adanya pengelompokan siswa berdasarkan tingkat pengaruh game online terhadap minat belajar menggunakan metode analisis data yang tepat. Oleh karena itu, penelitian ini perlu dilakukan untuk memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai pola hubungan antara perilaku bermain game online dengan minat belajar siswa.

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengelompokkan siswa berdasarkan tingkat intensitas bermain game online dan hubungannya dengan minat belajar menggunakan algoritma K-Means Clustering. Metode ini dipilih karena mampu mengelompokkan data berdasarkan kemiripan karakteristik sehingga dapat menghasilkan informasi yang lebih terstruktur. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam bidang pendidikan, khususnya sebagai dasar dalam pengambilan keputusan untuk meningkatkan minat belajar siswa serta sebagai bahan pertimbangan bagi pihak sekolah dan orang tua dalam mengontrol penggunaan game online di kalangan pelajar.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Teknik Pengumpulan Data

1. Observasi

Metode Observasi adalah merupakan teknik pengumpulan data yang dilakukan melalui sesuatu pengamatan, dengan disertai pencatatan-pencatatan terhadap keadaan atau perilaku objek sasaran [11].

Dalam Tabel 1 di bawah ini adalah teknik pengumpulan data yang dilakukan dengan mengunjungi lokasi penelitian secara langsung ke SMA N 2 Pagar Alam.

Tabel 1. Observasi

Aspek	Indikator
Implementasi	Proses menemukan cara untuk mengelompokkan dampak bermain game online terhadap minat belajar siswa di SMA N 2 Pagar Alam.

2. Wawancara

Wawancara adalah cara mengumpulkan informasi yang dilakukan melalui interaksi langsung dengan orang yang memberikan informasi [12]. Dengan cara ini, terjadi dialog langsung antara penanya dan sumber data. Dalam hal ini, sumber informasi yang diwawancarai adalah Bapak Supran Herli S, S.pd Wakil Kepala SMA Negeri 2 Pagar Alam.

3. Kuesioner

Pada tahap ini, peneliti membagikan kuesioner/angket kepada siswa SMAN 2 untuk mengisi beberapa pertanyaan yang disediakan oleh peneliti, kemudian peneliti merangkumnya seperti pada Tabel 2 untuk digunakan sebagai bahan penelitian.

Tabel 2. Kuesioner

No	Pertanyaan	Indikator
1.	Nama Siswa	Berisi Nama Responden
2.	Jenis Kelamin	Jenis Kelamin Responden
3.	Game online apa yang sering dimainkan?	Jenis Game Yang Dimainkan Responden
4.	Seberapa sering kamu bermain game online?	Sering Atau Tidaknya Bermain Game Online
5.	Rata-rata waktu yang dihabiskan untuk bermain game online?	Durasi waktu Yang dihabiskan Untuk bermain Game Online
6.	Bermain Game Online membuatmu malas belajar?	Dampak Game Online Bagi Minat Belajar
7.	Biasanya, pada waktu kapan anda paling sering bermain Game Online?	Kapan Paling Sering Bermain Game Online
8.	Anda memiliki minat yang tinggi terhadap pelajaran?	Ketertarikan Terhadap Pembelajaran

4. Studi Pustaka

Studi pustaka adalah suatu proses yang dilakukan serta dipergunakan oleh pembaca untuk memperoleh pesan, yang hendak disampaikan oleh penulis atau pesan yang bertujuan untuk menambah wawasan/pengetahuan bagi pembacanya [13]. Pada Penelitian ini menggunakan pendekatan Systematic Literature Review (SLR), untuk mengidentifikasi, menganalisis, dan mensintesis[14]. Dalam pengumpulan data, peneliti menggunakan metode pengumpulan data berbasis literatur dengan mencari sumber informasi dari jurnal, media internet, skripsi, dan beberapa sumber lain yang relevan dengan penelitian. Literatur yang diperoleh meliputi buku yang membahas data mining dan algoritmanya, serta jurnal tentang algoritma K-Means Clustering untuk menentukan dampak bermain game online terhadap minat belajar siswa.

2.2 Uji Validitas (Pearson Correlation)

Uji validitas dilakukan menggunakan metode Pearson Correlation dengan membandingkan nilai r hitung dan r tabel pada taraf signifikansi 0,05 dengan jumlah responden sebanyak 65, sehingga diperoleh nilai r tabel sebesar 0,244. Hasil pengujian menunjukkan bahwa variabel X1 hingga X5 memiliki nilai r hitung lebih besar dari r tabel, sehingga dinyatakan valid. Namun, variabel X6 memiliki nilai r hitung sebesar 0,206 yang lebih kecil dari r tabel, sehingga dinyatakan tidak valid. Namun pada penelitian ini Variabel X6 tetap digunakan dengan pertimbangan teoritis.

Tabel 3. Uji Validitas

No	Variabel	r Hitung	r Tabel ($n=65$, $\alpha=0,05$)	Keterangan
1.	X1	0,728	0,244	Valid
2.	X2	0,871	0,244	Valid
3.	X3	0,853	0,244	Valid
4.	X4	0,811	0,244	Valid
5.	X5	0,690	0,244	Valid
6.	X6	0,206	0,244	Tidak Valid

2.3 Uji Reliabilitas

Uji reliabilitas dilakukan menggunakan metode Cronbach Alpha untuk mengukur konsistensi internal instrumen penelitian. Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh nilai Cronbach Alpha sebesar 0,810. Nilai ini lebih besar dari batas minimum 0,70, sehingga dapat disimpulkan bahwa instrumen penelitian memiliki tingkat reliabilitas yang baik dan konsisten untuk digunakan dalam penelitian.

Tabel 4. Uji Reliabilitas

Variabel	Cronbach Alpha	Keterangan
X1-X6	0,810	Reliabel

2.4 Variabel Penelitian

Variabel penelitian merupakan aspek yang digunakan untuk mengukur dan menganalisis perilaku siswa terkait aktivitas bermain game online dan hubungannya dengan minat belajar[15]. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari hasil penyebaran kuesioner kepada responden dan disusun berdasarkan indikator yang relevan dengan tujuan penelitian.

Tabel 5. Variabel

Kode	Variabel
X1	Jenis game dimainkan
X2	Frekuensi bermain
X3	Durasi bermain
X4	Waktu bermain
X5	Dampak bermain game
X6	Motivasi belajar

2.5 Algoritma K-Means

K-Means Clustering adalah algoritma pembelajaran tanpa pengawasan yang digunakan untuk mengelompokkan data dari dataset yang tidak berlabel ke dalam berbagai kluster [16][17]. Algoritma ini memungkinkan pengguna untuk mengelompokkan data berdasarkan variabel yang tersedia tanpa memerlukan proses pelatihan data sebelumnya. Tujuan utama dari klasterisasi K-Means adalah meminimalkan jarak antara setiap titik data dan kluster yang paling sesuai [18],[19].

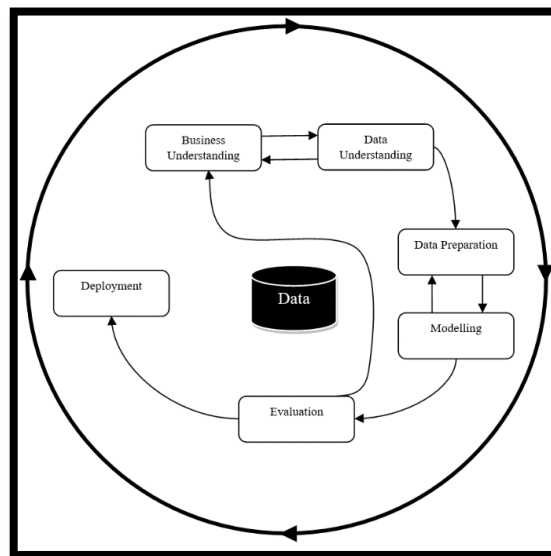
Tujuan dari pengelompokan ini adalah pengelompokan data ke dalam kluster berdasarkan tingkat kesamaan, dengan tingkat kesamaan dihitung berdasarkan jarak antara data[20].

2.6 Metode Pengembangan Crisp-Dm

CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) adalah standar proses data mining yang dikembangkan untuk membimbing pengelolaan data yang ada secara jelas dan efisien melalui serangkaian fase yang terstruktur dan terdefinisi[21], [22].

CRISP-DM merupakan standarisasi proses data mining sebagai strategi pemecahan masalah secara umum dari bisnis atau unit penelitian [23],[24].

Pada Gambar 1, terdapat gambar yang menggambarkan model CRISP-DM.



Gambar 1. CRISP-DM

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil

Hasil penerapan algoritma K-Means, di mana data siswa berhasil dikelompokkan ke dalam 3 kluster, yaitu Minat Belajar Rendah, Minat Belajar Menengah, dan Minat Belajar Tinggi. Hasil klusterisasi menunjukkan bahwa mayoritas siswa berada pada kategori Minat Belajar Menengah dengan 37 siswa, diikuti oleh Minat Belajar Rendah dengan 16 siswa dan Minat Belajar Tinggi dengan 12 siswa. Sebagian besar siswa berada dalam kluster Minat Belajar Menengah dengan persentase 56,92%, diikuti oleh kluster Minat Belajar Rendah sebesar 24,62%, dan kluster Minat Belajar Tinggi sebesar 18,46%. Hal ini menunjukkan bahwa mayoritas siswa masih berada dalam kondisi menengah, yaitu mereka masih bermain game tetapi belum memberikan dampak yang signifikan pada minat belajar mereka.

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	nilai_rata_rata	impact_score
cluster_id								
0	1.562	2.438	2.250	2.750	2.562	2.312	77.861	9.102
1	0.000	0.000	0.000	0.000	1.167	2.000	83.436	-1.555
2	1.514	1.784	1.405	1.919	1.405	2.081	83.358	3.740

Gambar 2. Pusat Centroid

Gambar 2 merupakan hasil pengolahan data menggunakan algoritma K-Means, diperoleh nilai pusat cluster (centroid) untuk setiap variabel, serta *impact score* pada masing-masing cluster. Nilai centroid ini merepresentasikan karakteristik utama dari setiap kelompok data yang terbentuk.

3.2 Pembahasan

Pembahasan pada bagian ini mengikuti tahapan CRISP-DM agar alur penelitian mudah dipahami. Pola pembahasan ini juga sejalan dengan jurnal rujukan yang menggunakan K-Means untuk membaca pola perilaku pemain melalui visualisasi dan analisis pusat cluster.

1. Business Understanding

Pada tahap ini, peneliti pertama-tama memahami masalah utama yang terjadi di SMA Negeri 2 Pagar Alam, yaitu kebiasaan bermain game online yang tinggi di kalangan siswa dan diduga mempengaruhi minat belajar mereka. Berdasarkan hasil observasi dan wawancara yang telah dilakukan, diketahui bahwa beberapa siswa mengalami penurunan fokus belajar, terutama siswa yang sering bermain game hingga larut malam.

2. Data Understanding

Code yang tampak pada Gambar 3 berfungsi sebagai tahap awal dalam proses analisis data, yaitu mengimpor dataset ke dalam DataFrame untuk kemudian digunakan pada proses selanjutnya seperti preprocessing dan penerapan algoritma K-Means Clustering.

```
GUNAKAN_UPLOAD = False

if GUNAKAN_UPLOAD:
    from google.colab import files
    uploaded = files.upload()
    file_path = list(uploaded.keys())[0]
else:
    file_path = "dataset.xlsx"

df = pd.read_excel(file_path)

print("Ukuran dataset:", df.shape)
display(df.head())
```

Gambar 3. Import Data

Pada Gambar 4 dataset telah berhasil dimuat dengan struktur yang sesuai dan berisi variabel-variabel yang relevan dengan penelitian. Data ini selanjutnya akan diproses melalui tahap encoding dan standardisasi sebelum digunakan dalam analisis clustering menggunakan algoritma K-Means.

	nama	jk	x1	x2	x3	x4	x5	x6	nilai_rata_rata
0	Ahmad Farizki	Laki-Laki	Moba	Sering	> 3 Jam	Malam	Setuju	Setuju	86.07
1	Aldi Firdiansyah	Laki-Laki	Battleground	Sangat Sering	> 3 Jam	Sore	Tidak Setuju	Setuju	83.14
2	Azzahara Agatha	Perempuan	Tidak Bermain	Tidak Pernah	< 0 Jam	Tidak Ada	Setuju	Setuju	88.29
3	Bintang Asa Tristyan	Laki-Laki	Moba	Sering	> 3 Jam	Malam	Tidak Setuju	Sangat Setuju	83.93
4	Dhea Laura	Perempuan	Moba	Jarang	< 2 Jam	Sore	Tidak Setuju	Setuju	84.00

Gambar 4. Hasil Import Data

3. Persiapan Data

Gambar 5 merupakan tahap persiapan data, peneliti memproses data sehingga dataset siap digunakan dalam proses clustering. Tahap ini dilakukan setelah memahami struktur data pada tahap sebelumnya. Tujuan utama dari tahap ini adalah untuk membersihkan data dan merapikan format data.

```
df = df.copy()
for kolom in df.select_dtypes(include='object').columns:
    df[kolom] = (
        df[kolom]
        .astype(str)
        .str.strip()
        .str.replace(r'\s+', ' ', regex=True)
    )

df['x1'] = df['x1'].replace({
    'Moba': 'MOBA',
    'Moba ': 'MOBA'
})

df['x3'] = df['x3'].replace({
    '< 2 jam': '< 2 Jam',
    '< 2 Jam ': '< 2 Jam'
})

print('Cek isi kategori setelah dibersihkan')
for kolom in ['x1', 'x2', 'x3', 'x4', 'x5', 'x6']:
    print(f'\n{kolom}:', sorted(df[kolom].dropna().unique()))
```

Gambar 5. Pembersihan Dataset

Gambar 6 merupakan tahapan preprocessing data yang bertujuan untuk mengubah data kategorikal menjadi data numerik (encoding), sehingga dapat digunakan dalam proses analisis menggunakan algoritma K-Means Clustering yang hanya menerima input berupa angka.

```
mapping = {
    'x1': {'Tidak Bermain': 0, 'Battleground': 1, 'MOBA': 2},
    'x2': {'Tidak Pernah': 0, 'Jarang': 1, 'Sering': 2, 'Sangat Sering': 3},
    'x3': {'< 0 Jam': 0, '< 2 Jam': 1, '> 3 Jam': 2, 'Setiap Jam': 3},
    'x4': {'Tidak Ada': 0, 'Siang': 1, 'Sore': 2, 'Malam': 3},
    'x5': {'Tidak Setuju': 1, 'Setuju': 2, 'Sangat Setuju': 3},
    'x6': {'Tidak Setuju': 1, 'Setuju': 2, 'Sangat Setuju': 3}
}

df_encoded = df.copy()
for kolom, peta in mapping.items():
    df_encoded[kolom] = df_encoded[kolom].map(peta)

fit_columns = ['x1', 'x2', 'x3', 'x4', 'x5', 'x6', 'nilai_rata_rata']

print('Data sesudah encoding')
display(df_encoded[fit_columns].head())
print('\nCek apakah ada nilai kosong setelah encoding')
display(df_encoded[fit_columns].isna().sum().to_frame('jumlah_kosong'))
```

Gambar 6. Encoding

Selain itu, pada tahapan yang tampak pada Gambar 7 digunakan untuk melakukan standardisasi data menggunakan metode *StandardScaler*, yang bertujuan untuk menyamakan skala seluruh variabel sebelum dilakukan proses clustering menggunakan algoritma K-Means.

```
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(df_encoded[fit_columns])
print('Bentuk data setelah standardisasi:', X_scaled.shape)

Bentuk data setelah standardisasi: (65, 7)
```

Gambar 7. Standardisasi

4. Pemodelan

Gambar 8 merupakan proses untuk menghasilkan pengelompokan data menjadi tiga cluster menggunakan algoritma K-Means. Hasil evaluasi menggunakan Silhouette Score menunjukkan bahwa model mampu membentuk cluster dengan kualitas yang cukup baik dan dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut terkait minat belajar siswa seperti yang di tampilkan pada Gambar 9.

```
k_values = list(range(2, 11))
wcss = []
silhouette_scores = []

for k in k_values:
    model = KMeans(n_clusters=k, random_state=42, n_init=20)
    labels = model.fit_predict(X_scaled)
    wcss.append(model.inertia_)
    silhouette_scores.append(silhouette_score(X_scaled, labels))

evaluation_df = pd.DataFrame({
    'k': k_values,
    'WCSS': wcss,
    'Silhouette Score': silhouette_scores
})

display(evaluation_df)
```

Gambar 8. Pengujian Cluster Elbow Method dan Silhoutte Score

Silhouette digunakan untuk melihat seberapa baik setiap data berada di kluster masing-masing[25]. Nilai silhouette yang lebih besar menunjukkan bahwa data lebih sesuai dengan kluster tempatnya berada, sedangkan nilai yang mendekati nol atau negatif menunjukkan bahwa data berada dekat dengan kluster lain, nilai rata-rata silhouette yang di dapat yaitu 0.323. Evaluasi kualitas hasil clustering pada penelitian ini dilakukan menggunakan metode Davies-Bouldin Index (DBI). Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat kemiripan data dalam satu cluster serta perbedaan antar cluster yang terbentuk. Berdasarkan hasil perhitungan menggunakan data penelitian yang terdiri dari variabel x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 , dan x_6 , diperoleh nilai Davies-Bouldin Index (DBI) sebesar 0,787. Adapun interpretasi dari nilai DBI tersebut adalah sebagai berikut:

1. Cluster yang terbentuk memiliki tingkat kerapatan (compactness) yang baik, menunjukkan bahwa data dalam masing-masing cluster memiliki tingkat kemiripan yang tinggi.
2. Jarak antar cluster cukup jelas (separation tinggi) sehingga perbedaan antar cluster dapat terlihat dengan baik.

Dengan demikian, hasil clustering dapat dikategorikan baik dan optimal, karena nilai DBI yang semakin kecil menunjukkan kualitas cluster yang semakin baik. Selain menggunakan DBI, evaluasi juga dilakukan menggunakan metode Calinski-Harabasz Index (CHI) untuk mengukur rasio variasi antar cluster dan variasi dalam cluster. Berdasarkan hasil perhitungan terhadap dataset penelitian, diperoleh nilai Calinski-Harabasz Index (CHI) sebesar: $CHI=80,47$.

Nilai CHI yang relatif tinggi menunjukkan bahwa:

1. Variasi antar cluster lebih besar dibandingkan variasi dalam cluster
2. Struktur cluster yang terbentuk memiliki pemisahan yang jelas
3. Data dalam cluster bersifat homogen

Hal ini menandakan bahwa metode clustering yang digunakan mampu mengelompokkan data dengan baik.

```
k_final = 3
kmeans = KMeans(n_clusters=k_final, random_state=42, n_init=20)
cluster_numeric = kmeans.fit_predict(X_scaled)

df_result = df.copy()
df_result['cluster_id'] = cluster_numeric

df_encoded_result = df_encoded.copy()
df_encoded_result['cluster_id'] = cluster_numeric
print('Nilai silhouette untuk k=3:', round(silhouette_score(X_scaled, cluster_numeric), 3))

Nilai silhouette untuk k=3: 0.323
```

Gambar 9. Model K-Means

5. Evaluasi

Berdasarkan metode Elbow, titik “siku” (elbow) terlihat pada $k = 3$, sehingga jumlah cluster optimal yang digunakan dalam penelitian ini adalah 3 cluster, seperti Gambar 10. Pemilihan ini juga diperkuat dengan evaluasi menggunakan Silhouette Score untuk memastikan kualitas pengelompokan.

	k	WCSS	Silhouette Score
0	2	295.620084	0.382278
1	3	225.411571	0.323303
2	4	175.544893	0.366095
3	5	150.227482	0.341932
4	6	132.668609	0.313412
5	7	118.179967	0.320259
6	8	108.656006	0.312829
7	9	100.945164	0.311108
8	10	94.403905	0.301937

Gambar 10. Pengujian Hasil Akhir

6. Penyebaran

Hasil klasterisasi disimpan dalam file Excel dan CSV yang berisi data siswa beserta label klaster masing-masing, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 11. Selain itu, visualisasi seperti grafik distribusi klaster dan diagram sebar disajikan untuk memudahkan interpretasi. Dengan tahap penerapan ini, hasil penelitian tidak hanya terbatas pada analisis tetapi juga dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan, seperti pembinaan siswa dan pemantauan kebiasaan bermain game.

```
[219]
✓ Os
▶ hasil_excel = 'hasil_cluster_kmeans.xlsx'
  hasil_csv = 'hasil_cluster_kmeans.csv'
  with pd.ExcelWriter(hasil_excel, engine='openpyxl') as writer:
    df.to_excel(writer, sheet_name='data_asli', index=False)
    df_encoded_result.to_excel(writer, sheet_name='data_encoded_cluster', index=False)
    evaluation_df.to_excel(writer, sheet_name='evaluasi_k', index=False)
    ringkasan_cluster.to_excel(writer, sheet_name='ringkasan_cluster', index=False)
    cluster_size.to_excel(writer, sheet_name='ukuran_cluster', index=False)

    df_result.to_csv(hasil_csv, index=False)

    print('File berhasil disimpan:')
    print('-', hasil_excel)
    print('-', hasil_csv)

▼ ... File berhasil disimpan:
  - hasil_cluster_kmeans.xlsx
  - hasil_cluster_kmeans.csv
```

Gambar 11. Export Hasil Cluster

	nama	jk	x1	x2	x3	x4	x5	x6	nilai_rata_rata	cluster_id	cluster_label
0	Ahmad Farizki	Laki-Laki	MOBA	Sering	> 3 Jam	Malam	Setuju	Setuju	86.07	2	Minat Belajar Sedang
1	Aldi Firdiansyah	Laki-Laki	Battleground	Sangat Sering	> 3 Jam	Sore	Tidak Setuju	Setuju	83.14	2	Minat Belajar Sedang
2	Azzahara Agatha	Perempuan	Tidak Bermain	Tidak Pernah	< 0 Jam	Tidak Ada	Setuju	Setuju	88.29	1	Minat Belajar Tinggi
3	Bintang Asa Tristyan	Laki-Laki	MOBA	Sering	> 3 Jam	Malam	Tidak Setuju	Sangat Setuju	83.93	2	Minat Belajar Sedang
4	Dhea Laura	Perempuan	MOBA	Jarang	< 2 Jam	Sore	Tidak Setuju	Setuju	84.00	2	Minat Belajar Sedang

Gambar 12. Hasil Akhir

Berdasarkan hasil pengolahan data menggunakan algoritma K-Means, data responden berhasil dikelompokkan ke dalam beberapa cluster berdasarkan variabel x1 hingga x6 serta nilai rata-rata yang diperoleh seperti yang di tampilkan pada Gambar 12. Hasil clustering juga menghasilkan label interpretatif yaitu *Minat Belajar Tinggi*, *Minat Belajar Sedang* dan *Minat Belajar Rendah*.

4. KESIMPULAN

Hasil penerapan algoritma K-Means, di mana data siswa berhasil dikelompokkan ke dalam 3 klaster, yaitu Minat Belajar Rendah, Minat Belajar Menengah, dan Minat Belajar Tinggi. Hasil klasterisasi menunjukkan bahwa mayoritas siswa berada pada kategori Minat Belajar Menengah dengan 37 siswa, diikuti oleh Minat Belajar Rendah dengan 16 siswa dan Minat Belajar Tinggi dengan 12 siswa. Sebagian besar siswa berada dalam klaster Minat Belajar Menengah dengan persentase 56,92%, diikuti oleh klaster Minat Belajar Rendah sebesar 24,62%, dan klaster Minat Belajar Tinggi sebesar 18,46%. Hal ini menunjukkan bahwa mayoritas siswa masih berada dalam kondisi menengah, yaitu mereka masih bermain game tetapi belum memberikan dampak yang signifikan pada minat belajar mereka.

REFERENSI

- [1] B. S. Permana, "Teknologi Pendidikan : Efektivitas Penggunaan Media Pembelajaran Berbasis Teknologi Di Era Digitalisasi," vol. 4, no. 1, 2024.
- [2] A. R. Puteri, W. N. Nasution, M. Irwan, P. Nasution, and U. I. N. S. Utara, "Jurnal Pendidikan Indonesia :



- Integrasi Teknologi Informasi dan Komunikasi dalam Pendidikan : Konsep , Perkembangan , dan Inovasi Media Pembelajaran,” vol. 5, no. 4, 2025, doi: 10.59818/jpi.v5i4.1760.
- [3] C. Wulansari, P. R. Dayanti, and Z. Z. Izazi, “Transformasi Digital dalam Pendidikan : Penerapan Algoritma Machine Learning dan Deep Learning untuk Meningkatkan Efektivitas Pembelajaran SMP,” vol. 7, no. 1, pp. 877–885, 2025.
- [4] A. Firdaus *et al.*, “Sosialisasi Penggunaan Microsoft Office kepada Pengurus dan Anggota Yayasan Hasanah Manggala Tama,” *Prax. J. Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 2, no. 1, pp. 61–65, 2022, [Online]. Available: <http://pijarpemikiran.com/>
- [5] T. Jelita *et al.*, “Hubungan Kecanduan Game Online dengan Pola Tidur Remaja SMA Negeri 1 Kupang Saat Pandemi COVID-19,” vol. 2, no. 4, pp. 873–886, 2023, doi: 10.55123/sehatmas.v2i4.2331.
- [6] E. Y. R. Pratiwi, D. D. Rochmania, R. Asmarani, and M. B. Edi, *Positif Negatif Game Online Pengaruh Fenomena Game Online Terhadap Prestasi Belajar*. 2020.
- [7] A. Dalam, V. I. I. S. M. P. Negeri, and K. Jambi, “1387 Pengaruh Kecanduan,” vol. 8, no. 3, pp. 1387–1394, 2024.
- [8] M. Saputri and S. Rahmalia Natsir, “Pengaruh Game Online Terhadap Minat Belajar Siswa Kelas IV SD Negeri Kaliaia,” *PROSA J. Penelit. Pendidik. Guru Sekol. Dasar*, pp. 310–316, 2023, [Online]. Available: <http://www.jurnal-umbuton.ac.id/index.php/prosahttps://doi.org/10.35326/prosa.v8i4.4215>
- [9] P. Guru, S. Dasar, U. Katolik, I. Santu, and P. Ruteng, “Jurnal basicedu,” vol. 7, no. 1, pp. 709–719, 2023.
- [10] G. Nugraha and A. Rahmatulloh, “ANALISIS DAMPAK PERMAINAN MOBA TERHADAP SIKAP MANUSIA MENGGUNAKAN K-MEANS CLUSTERING,” vol. 9, no. 1, pp. 1507–1513, 2025.
- [11] M. P. Hasibuan, R. Azmi, D. B. Arjuna, S. U. Rahayu, U. Islam, and N. Sumatera, “Analisis Pengukuran Temperatur Udara Dengan Metode Observasi,” vol. 1, 2023.
- [12] J. Pendidikan, P. Tematik, D. Masa, P. Covid-, and S. D. Pahlawan, “Analisis Kesiapan Guru Kelas Dalam Mengimplementasikan,” vol. 3, 2021.
- [13] L. Tahmidaten and W. Krismanto, “Permasalahan Budaya Membaca di Indonesia (Studi Pustaka Tentang Problematika & Solusinya),” pp. 22–33, 2018.
- [14] G. Masitoh, M. Rohmah, D. Carolina, and A. Azmiyati, “Tren dan Tantangan Transformasi Digital pada UMKM : Systematic Literatur Review,” vol. 18, no. 2, pp. 466–472, 2025.
- [15] F. A. Rahma and S. Z. Ulfah, “Clustering Students Based on Academic Performance and Social Factors : An Unsupervised Learning Approach to Identify Student Patterns,” vol. 5, no. 3, pp. 139–154, 2025.
- [16] S. Setyaningtyas, B. I. Nugroho, and Z. Arif, “TINJAUAN PUSTAKA SISTEMATIS PADA DATA MINING : STUDI KASUS ALGORITMA K-MEANS CLUSTERING,” vol. 10, no. 2, pp. 52–61, 2022.
- [17] M. Wu, “K-Means Clustering-Based Feature Generation for Student Performance Prediction,” vol. 2, pp. 14–28, 2026.
- [18] A. Yudhistira and R. Andika, “Pengelompokan Data Nilai Siswa Menggunakan Metode K-Means Clustering,” *J. Artif. Intell. Technol. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 20–28, 2023, doi: 10.58602/jaiti.v1i1.22.
- [19] M. F. Azmi and D. Z. Abidin, “K-Means Clustering with Elbow Method and Validity Indices for Classifying Student Academic Achievement Based on Knowledge Scores at SDN 48 Kota Jambi,” vol. 7, no. 1, pp. 571–586, 2026.
- [20] A. Information, “Student Clustering Based on Subject Grades : A K-Means Approach to Clustering Study Groups,” vol. 01, no. 01, pp. 21–29, 2025.
- [21] B. Sousa, G. R. Guerreiro, and P. Espadinha-cruz, “From fragmented data to business intelligence : a data-centric CRISP-DM framework for delegated insurance,” 2026.
- [22] P. Studi, T. Informatika, F. I. Komputer, U. Singaperbangsa, and A. K-means, “Implementasi K-Means Clustering untuk Pengelompokan Daerah Rawan Bencana Kebakaran Menggunakan Model,” vol. 12, pp. 64–77, 2022, doi: 10.34010/jati.v12i1.
- [23] D. Feblian *et al.*, “IMPLEMENTASI MODEL CRISP-DM UNTUK MENENTUKAN SALES,” pp. 1–12.
- [24] M. Mendes, “MIDA — Method for Industrial Data Analysis Based on CRISP-DM,” pp. 1–16, 2026.
- [25] R. Friska, D. Andini, F. Liantoni, and A. Budianto, “Identifying Student Competency Patterns in Informatics and Computer Engineering Education at Universitas Sebelas Maret using K-Means Clustering for Academic Guidance,” vol. 17, no. 1, pp. 99–106, 2025.