ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

PENERAPAN ALGORITMA K-MEANS CLUSTERING UNTUK MENGELOMPOKKAN POLA BERMAIN PEMAIN THEOTOWN

Putu Christian Juan Yakhin Ofel Mone✉, Ni Gusti Ayu Putu Harry Saptarini, Gde Brahupadhya Subiksa
Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Bali, Badung, Indonesia
Email: putuchristianjuan@gmail.com

DOI: https://doi.org/10.46880/jmika.Vol10No2.pp513-523

ABSTRACT

City-building simulation games like TheoTown trigger diverse player behaviors, yet the segmentation between strategic and satirical players remains unmapped. This study classifies TheoTown player patterns using the Knowledge Discovery in Databases (KDD) framework and k-means clustering on 1,084 respondents. Data were preprocessed with one-hot encoding and min-max scaling to eliminate Euclidean distance bias. Multi-criteria validation, specifically the Silhouette Coefficient, indicated the most rational separation at K=2 (score 0.1758). The novelty of this study lies in the mixed-method approach integrating K-Means with multi-criteria validation and qualitative content analysis in a sandbox ecosystem. Quantitative results were validated qualitatively via word clouds from respondents' essays. Findings reveal two main archetypes: Cluster 0 (Strategic & Welfare Builders, 57.29%), focusing on economic and spatial efficiency, and Cluster 1 (Experimental & Satirical Players, 42.71%), utilizing the game for radical experiments and government critique. This study indicates that simulation games can serve as a medium for players' psychographic expression.

Keyword: K-Means Clustering, TheoTown, Player Behavior, Data Mining, Mixed-Method.

ABSTRAK

Game simulasi city-building seperti TheoTown memicu beragam perilaku pemain, namun segmentasi antara pemain strategis dan satir belum terpetakan secara objektif. Penelitian ini mengklasifikasikan pola pemain TheoTown menggunakan kerangka kerja Knowledge Discovery in Databases (KDD) dan algoritma K-Means Clustering terhadap 1.084 responden. Data diproses menggunakan One-Hot Encoding dan normalisasi Min-Max Scaling untuk mengeliminasi bias kalkulasi jarak Euclidean. Validasi multi-kriteria, khususnya metrik Silhouette Coefficient, mengindikasikan pemisahan yang rasional pada K=2 (skor 0,1758). Kebaruan penelitian ini terletak pada pendekatan mixed-method yang mengintegrasikan K-Means dengan validasi multi-kriteria dan analisis konten kualitatif pada ekosistem sandbox. Hasil segmentasi kuantitatif divalidasi secara kualitatif melalui analisis Word Cloud dari esai responden. Temuan mengungkap dua arketipe utama: Klaster 0 (Strategic & Welfare Builders, 57,29%) yang berfokus pada efisiensi ekonomi dan tata ruang, serta Klaster 1 (Experimental & Satirical Players, 42,71%) yang memanfaatkan game untuk eksperimen radikal dan kritik pemerintah. Penelitian ini memberikan gambaran bahwa game simulasi memiliki potensi untuk dimanfaatkan sebagai medium ekspresi psikografis bagi para pemainnya.

Kata Kunci: K-Means Clustering, TheoTown, Perilaku Pemain, Data Mining, Mixed-Method.

PENDAHULUAN

Industri video *game* saat ini telah berkembang dari sekadar sarana hiburan konvensional menjadi media interaktif yang kompleks sebagai hasil dari perkembangan. *Game* simulasi pembangunan kota (*city-building*) terkenal di antara genre yang ada karena memberikan pemain kebebasan total (*sandbox*) untuk membuat kebijakan publik, regulasi ekonomi, dan tata kelola kota secara digital (Fadilah et al., 2022; Sanz et al., 2025).

TheoTown adalah salah satu *game* simulasi berbasis piksel yang paling populer, yang menawarkan fleksibilitas tinggi melalui fitur *plugin* dan modifikasi. Fenomena perilaku pemain yang sangat berbeda di ekosistem komunitas virtualnya dihasilkan dari kebebasan ini. Sebagian pemain berkonsentrasi pada elemen teknis simulasi, seperti manajemen lalu lintas yang efektif dan keseimbangan anggaran, sementara kelompok pemain lain menggunakan *game* ini sebagai platform untuk satir politik dan ekspresi sosial dengan menciptakan skenario dunia ekstrim yang melampaui batas realitas (Liu et al., 2024; Tobing, 2023).

Meskipun penerapan algoritma K-Means *Clustering* telah dieksplorasi dalam ekosistem

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

permainan digital, penelitian terdahulu seperti yang dilakukan oleh Devila et al. (2022) dan Nugraha & Rahmatulloh (2025) masih terpusat pada analisis performa teknis kompetitif (*win-rate*) dan dampak emosional pada genre MOBA (*Multiplayer Online Battle Arena*). *Research gap* yang signifikan muncul pada ekosistem *game* simulasi *sandbox* seperti *TheoTown*, di mana interaksi pemain tidak didorong oleh kondisi linier menang-kalah, melainkan oleh motivasi intrinsik dan ekspresi psikografis. Pemetaan demarkasi perilaku pada genre ini sejauh ini masih bersifat anekdotal, deskriptif, dan subjektif akibat ketiadaan label kelas (*unlabeled data*) pada *dataset* aktivitas pemain yang kompleks.

Oleh karena itu, *novelty* (kebaruan) dari penelitian ini secara eksplisit terletak pada pendekatan *hybrid* (*mixed-method*) yang mengintegrasikan algoritma K-Means *Clustering* dengan optimasi *Multi-Criteria Internal Cluster Validation* untuk mengeliminasi bias penentuan K dan *Content Analysis* berbasis *Word Cloud*. Metodologi ini tidak hanya mempartisi matriks perilaku secara geometris tetapi juga memberikan dukungan interpretatif terhadap hasil clustering, menawarkan pendekatan yang masih jarang diterapkan pada studi *Game Analytics* khususnya pada *game* simulasi *city-building*.

Penelitian ini berhasil mengumpulkan data awal dari 1.085 responden dalam komunitas *TheoTown*. Namun, setelah melalui tahapan pembersihan data (*data cleaning*), total observasi valid yang dieksekusi oleh model mengerucut menjadi 1.084 responden. *Dataset* yang dikumpulkan tersebut bersifat tidak terstruktur, mentah, dan tidak memiliki label kelas. Kondisi data yang tidak berlabel ini menghalangi penggunaan metode klasifikasi konvensional (*Supervised Learning*). Sebaliknya, analisis manual ribuan data perilaku yang melibatkan variabel campuran, termasuk data nominal pilihan ganda, durasi bermain, dan narasi esai deskriptif, sangat rentan terhadap kesalahan interpretasi peneliti. Oleh karena itu, untuk mengekstraksi struktur pola tersembunyi dari *dataset* secara akurat dan valid, diperlukan pendekatan komputasi berbasis data mining yang menggabungkan teknik *Unsupervised Learning* (Naeem et al., 2023).

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini menerapkan algoritma K-Means *Clustering* sebagai metode utama untuk melakukan segmentasi pola perilaku pemain *TheoTown.* Untuk menjaga kualitas pengelompokan berada pada standar ilmiah yang ketat, penelitian ini mengimplementasikan tiga tahapan optimasi komputasi yang diintegrasikan ke dalam sebuah dasbor analitik interaktif berbasis web menggunakan Python dan Streamlit.

Pertama, restrukturisasi tahap data *preprocessing* dilakukan secara ketat dengan memisahkan penanganan data berdasarkan karakteristik matematisnya. Kolom identitas diisolasi agar tidak mengintervensi model, data nominal pilihan ganda ditransformasikan menggunakan *One-Hot Encoding* untuk menghindari bias hierarki jarak Euclidean, dan fitur numerik dinormalisasi menggunakan *Min-Max Scaling*. Kedua, kelemahan subjektivitas penentuan jumlah klaster (K) dieliminasi melalui penerapan metodologi *Multi-Criteria Internal Cluster Validation*. Tahapan ini mengonvergensikan tiga metrik evaluasi sekaligus, yaitu *Elbow Method* untuk mengukur penurunan *Within-Cluster Sum of Squares* (WCSS), *Silhouette Coefficient* untuk menilai ketajaman batas antar-klaster, dan *Davies-Bouldin Index* (DBI) untuk mengukur rasio kepadatan di dalam klaster terhadap pemisahan antarklaster. Ketiga, hasil pengelompokan kuantitatif divalidasi secara kualitatif (*mixed-method*) dengan mengekstraksi data esai motivasi responden menggunakan teknik *Content Analysis* berbasis *Word Cloud* per klaster.

Secara umum, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma K-Means *Clustering* yang dioptimalkan melalui metrik validasi ganda guna mengelompokkan data perilaku 1.084 pemain *TheoTown* secara objektif. Secara khusus, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi karakteristik profil dari setiap klaster yang terbentuk demi mengungkap batas demarkasi kuantitatif antara *strategic players* dan *expressive/satirical players*, serta membangun visualisasi hasil analisis tersebut ke dalam dasbor analitik Streamlit yang responsif, komprehensif, dan layak dijadikan referensi metodologis pada domain *Game Analytics*.

KAJIAN LITERATUR

Game Simulasi

Game simulasi merupakan genre permainan video yang dirancang untuk meniru aktivitas dunia nyata serealistis mungkin. Dalam konteks *city-building*, pemain bertindak sebagai perencana wilayah yang memiliki otoritas untuk mengatur tata ruang, ekonomi, dan kebijakan publik. Berbeda dengan *game* linier yang memiliki kondisi "menang" atau "kalah" yang baku, *game* simulasi umumnya mengusung konsep *sandbox*, di mana pemain diberikan kebebasan penuh untuk menentukan tujuan bermain mereka sendiri tanpa adanya narasi yang mengikat.

Data Mining

Data Mining adalah serangkaian proses yang meliputi eksplorasi, seleksi, dan permodelan dari

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

berbagai bagian data untuk menemukan pola tertentu. *Data mining* merupakan bagian dari tahapan *Knowledge Discovery in Database* (KDD) yang berperan khusus dalam mengekstraksi informasi dari data yang akan diolah. Tujuan utamanya adalah mencari informasi atau pola yang menarik dengan menggunakan metode atau teknik tertentu (Afiasari et al., 2023; Alfandi & Fatah, 2024).

***Knowledge Discovery in Database* (KDD)**

Knowledge Discovery in Database (KDD) didefinisikan sebagai metode teknis yang sistematis untuk mengidentifikasi pola baru yang valid, bermanfaat, dan dapat dimengerti dari sekumpulan data yang besar. KDD merupakan proses utama yang menaungi *Data Mining*, di mana pelaksanaannya terdiri dari lima tahapan terstruktur yaitu: seleksi data (*data selection*) untuk memilih *dataset* yang relevan, prapemrosesan (*pre-processing*) guna membersihkan *noise* atau data ganda, transformasi data (*transformation*) untuk penyesuaian format, penerapan algoritma *data mining* untuk mengekstraksi pola, serta tahap evaluasi (*evaluation*) untuk memvalidasi akurasi pengetahuan yang dihasilkan sebelum diterapkan dalam pengambilan keputusan (Qiu et al., 2024).

Algoritma K-Means *Clustering*

Clustering merupakan teknik dalam *Data Mining* yang termasuk dalam kategori *Unsupervised Learning*, di mana algoritma bekerja mengektraksi pola terstruktur dari sekumpulan data yang tidak memiliki label (*unlabeled data*). Prinsip utamanya adalah mengelompokkan objek data berdasarkan tingkat kemiripan (homogenitas) yang tinggi di dalam kelompok dan perbedaan (heterogenitas) yang besar antarkelompok (Muharizki & Arianto, 2023; Qasthari & Kurniawan, 2024).

Algoritma K-Means mempartisi data ke dalam K kelompok dengan menghitung jarak terdekat antara titik data dengan pusat massa *cluster* (*centroid*). Secara matematis, penentuan jarak antar-objek (x dan y) yang memiliki dimensi fitur sebanyak n dihitung menggunakan rumus Jarak Euclidean formal berikut:

$$d(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - y_i)^2}$$

Oleh karena K-Means sangat bergantung pada magnitudo angka dalam rumus jarak ini, tahapan data preprocessing seperti *One-Hot Encoding* untuk data nominal dan *Min-Max Scaling* untuk penyetaraan rentang fitur mutlak diperlukan guna mengeliminasi bias kalkulasi jarak geometris pada data campuran.

Elbow Method

Metode ini digunakan untuk menentukan jumlah *cluster* (K) yang paling optimal. Teknik ini bekerja dengan menghitung *Within-Cluster Sum of Squares* (WCSS), yaitu jumlah kuadrat jarak antara setiap titik data dengan centroid-nya. Grafik nilai WCSS terhadap jumlah cluster akan membentuk pola seperti "siku" (*elbow*). Titik di mana penurunan nilai WCSS mulai melandai secara signifikan dianggap sebagai nilai K terbaik (Maori & Evanita, 2023).

Silhouette Coefficient

Metode ini digunakan untuk mengukur kualitas dan validasi konsistensi di dalam cluster. Nilai Silhouette menghitung seberapa mirip sebuah objek dengan *cluster*-nya sendiri (*cohesion*) dibandingkan dengan *cluster* lain (*separation*) (Erda et al., 2023). Nilai *Silhouette* berkisar antara -1 hingga 1.

***Davies-Bouldin Index* (DBI)**

Davies-Bouldin Index (DBI) merupakan metrik evaluasi internal yang mengukur rasio perbandingan antara penyebaran data di dalam *cluster* dengan jarak pemisahan antar *cluster*. Secara matematis, formulasi nilai DBI dinyatakan sebagai berikut:

$$DBI = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\max_{j\neq i}\left(\frac{s_i + s_j}{d(c_i, c_j)}\right)$$

Di mana si dan sj adalah rata-rata jarak data ke centroid masing-masing klaster (kepadatan internal), sedangkan d(ci,cj) melambangkan jarak Euclidean antar-centroid klaster i dan j (pemisahan eksternal). Berbeda dengan *Silhouette*, kualitas model *clustering* dianggap semakin baik dan kuat apabila nilai skor DBI semakin kecil (mendekati angka 0), karena mengindikasikan bahwa *cluster* yang terbentuk bersifat sangat padat (*highly compact*) sekaligus terpisah secara nyata (*well-separated*).

One-Hot Encoding

Digunakan untuk mentransformasikan fitur kategorikal nominal (pilihan ganda teks bebas tanpa tingkatan nilai) menjadi beberapa kolom biner (0 atau 1). Teknik ini menjamin bahwa setiap opsi jawaban (seperti gaya kota Otoriter atau Satir) dinilai secara adil tanpa menciptakan hierarki urutan palsu yang dapat mengacaukan kalkulasi jarak Euclidean.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Min-Max Scaling

Digunakan untuk menyamakan rentang nilai (*scale*) dari seluruh fitur numerik dan hasil encoding ke dalam rentang [0,1]. Penskalaan ini memastikan variabel dengan rentang nilai besar tidak mendominasi variabel dengan rentang nilai kecil saat perhitungan klaster dilakukan.

Penelitian Terdahulu

Pemanfaatan data mining berbasis algoritma K-Means dalam menganalisis ekosistem permainan digital telah dieksplorasi oleh beberapa peneliti, namun dengan fokus dan objek yang berbeda. Penelitian pertama dilakukan oleh Devila et al. (2022) dengan objek penelitian pemain *game* kompetitif bergenre MOBA (Mobile Legends) menggunakan metode K-Means *Clustering*. Penelitian ini memetakan tipe hero dan peran pemain. Namun, kelemahan utama dari penelitian ini adalah analisisnya yang sangat berfokus pada statistik performa teknis seperti *win rate* dan perolehan MVP, sehingga gagal menangkap dimensi motivasi dan perilaku psikografis yang lebih mendalam dari pemain.

Penelitian selanjutnya oleh Nugraha dan Rahmatulloh (2025) mencoba menyentuh ranah psikologi dengan mengukur dampak emosional (seperti tingkat kemarahan dan stres) pada objek permainan yang sama, yaitu *game* MOBA, dengan metode K-Means *Clustering*. Meskipun telah beralih ke aspek sikap manusia, penelitian ini memiliki kelemahan karena masih terikat pada ekosistem *game* kompetitif linier yang didorong oleh kondisi "menang" atau "kalah". Berdasarkan tinjauan tersebut, belum ada penelitian yang memetakan perilaku psikografis murni pada ekosistem *game* simulasi *sandbox* yang tidak memiliki batasan objektif. Oleh karena itu, penelitian ini hadir untuk menutupi kelemahan tersebut dengan memfokuskan segmentasi perilaku pada ruang kebebasan berekspresi pemain di *TheoTown*.

Keterkaitan Antar Konsep

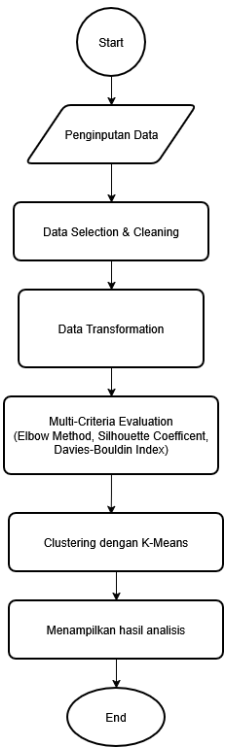
Landasan teori dalam penelitian ini bukan sekadar definisi yang terpisah, melainkan sebuah rantai konsep yang saling berkesinambungan. *Game* Simulasi bertindak sebagai ruang publik virtual dan objek observasi primer yang menghasilkan data aktivitas manusia dalam skala masif. Karena luaran data perilaku dari kebebasan *sandbox* ini bersifat mentah dan tidak memiliki label (*unlabeled*), dibutuhkan pendekatan analitik *Data Mining* untuk mengekstraksi informasi yang tersembunyi.

Proses ekstraksi tersebut tidak dilakukan secara acak, melainkan distrukturkan melalui kerangka kerja KDD *(Knowledge Discovery in Databases*), yang memastikan data melewati fase *preprocessing* komputasional agar bersih dari bias. Di dalam fase inti pemodelan KDD inilah algoritma K-Means diimplementasikan sebagai mesin utama untuk mengelompokkan data berdasarkan jarak geometris terdekat. Pada akhirnya, konvergensi dari seluruh proses komputasi ini menghasilkan sebuah Segmentasi Perilaku, di mana kerumunan data mentah tadi berhasil dipetakan menjadi arketipe psikografis yang jelas, yakni pemisahan antara pemain berorientasi strategis dengan pemain berorientasi satir dan eksperimental.

METODE PENELITIAN

Jenis Penelitian

Penelitian ini merupakan jenis penelitian terapan menggunakan pendekatan kuantitatif komputasional yang didukung oleh analisis konten kualitatif (*mixed-method*). Rancangan kegiatan penelitian ini mengadopsi kerangka kerja *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang berjalan secara linear dan otomatis di dalam sebuah dasbor analitik web.



Gambar 1. Diagram Alur Komputasi KDD pada Sistem Clustering Pemain TheoTown

Tahapan alur komputasi KDD pada penelitian ini meliputi:

1. Penginputan Data
2. *Data Selection* dan *Cleaning*
3. *Data Transformation*

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

4. *Multi-Criteria Evaluation (Elbow Method*, *Sihouette Coefficient*, *Davies-Bouldin Index*)
5. *Clustering* dengan Algoritma K-Means

Objek Penelitian

Objek dalam penelitian ini adalah pola perilaku bermain, preferensi psikografis, dan kecenderungan pengambilan keputusan pengguna pada *game* simulasi kota *TheoTown*. Populasi dalam penelitian ini merujuk pada seluruh pemain aktif *game* simulasi *TheoTown* yang berinteraksi di dalam ekosistem komunitas virtual (seperti forum daring komunitas dan grup media sosial).

Mengingat jumlah pasti anggota komunitas yang tersebar secara global berfluktuasi dan tidak diketahui secara pasti (*infinite population*), pengumpulan data dilakukan menggunakan teknik simple *random sampling* secara digital. Instrumen kuesioner (*Google Forms*) yang digunakan disusun berdasarkan kajian literatur terkait perilaku bermain *game* simulasi, serta telah melalui pengujian validitas isi oleh dosen pembimbing dan evaluasi reliabilitas awal guna memastikan konsistensi dan kualitas data sebelum dieksekusi ke dalam proses pemodelan *clustering*. Instrumen tersebut kemudian disebarkan secara acak di pusat komunitas *TheoTown* tanpa membatasi demografi awal responden, guna memastikan setiap anggota populasi yang aktif memiliki probabilitas yang sama untuk terpilih. Melalui teknik penarikan sampel ini, *dataset* primer yang berhasil dihimpun merekam respons dari 1.085 partisipan.

Dari total 1.084 observasi valid yang dianalisis, karakteristik demografi responden menunjukkan bahwa mayoritas pemain berada pada kelompok usia dewasa muda, yakni rentang 21–25 tahun (38,3%) dan 17–20 tahun (37,9%). Secara geografis, sebaran pemain didominasi secara absolut oleh responden yang berasal dari Indonesia. Selanjutnya, dari aspek tingkat pengalaman bermain, sebagian besar responden baru berinteraksi dengan ekosistem *TheoTown* selama kurang dari 1 bulan (43,9%), meskipun terdapat pula kelompok pengguna yang telah bermain lebih dari 1 tahun (30,8%). Keberagaman demografi ini dipertahankan secara utuh tanpa pembatasan awal guna memastikan pemodelan *clustering* mampu menangkap variasi perilaku psikografis yang merepresentasikan kondisi aktual komunitas secara komprehensif.

Definisi Operasional Variabel Penelitian

Variabel-variabel perilaku bermain dan psikografis yang diekstraksi dari instrumen kuesioner *TheoTown* didefinisikan ke dalam tiga kelompok perlakuan data komputasi, yaitu:

1. Variabel Ordinal (Skala Tingkat/Urutan Logis)
2. Variabel Nominal (Pilihan Ganda Teks Bebas)
3. Variabel Interval / Skala Likert 1-5 (Preferensi Psikografis)

Dasar Pemilihan Algoritma dan Transformasi Data

Penggunaan K-Means Clustering pada *dataset* campuran ini dipilih karena keunggulannya dalam konvergensi matematis untuk menghasilkan visualisasi spasial (scatter plot) dan ekstraksi profil centroid numerik yang menjadi target luaran utama analisis penelitian ini. Sebaliknya, algoritma K-Prototypes atau K-Modes, meskipun secara khusus dirancang untuk data campuran, memiliki kompleksitas komputasi yang jauh lebih tinggi dan tidak mendeskripsikan jarak geometris (Euclidean) secara presisi untuk kebutuhan pemetaan koordinat. Untuk mengkompensasi keterbatasan bawaan K-Means dalam menghitung jarak pada data kategorikal, penelitian ini menerapkan teknik One-Hot Encoding. Transformasi variabel nominal teks bebas menjadi matriks biner (0 dan 1) ini secara efektif mengeliminasi bias hierarki, sehingga K-Means dapat memproses *dataset* dengan tingkat akurasi pemisahan geometris yang valid.

Teknik Analisis Data (*Pipeline* Komputasi)

Teknik analisis data dijalankan secara berurutan melalui algoritma pemrograman yang dioptimalkan sebagai berikut:

1. *Data Cleaning*: Pada tahap awal pengumpulan data, berhasil dihimpun respons dari 1.085 partisipan. Proses ini mengeliminasi baris data duplikat berdasarkan kesamaan respons variabel serta melakukan filtrasi terhadap baris jawaban dengan kata kunci tidak valid (*noise*/kasar). Hasil akhir dari proses penyaringan ini mengerucutkan *dataset* menjadi 1.084 observasi valid. Selanjutnya, nilai yang kosong *(missing values*) ditangani secara otomatis menggunakan imputasi median untuk kolom numerik dan modus untuk kolom teks..
2. *Advanced Categorical Encoding*: Untuk menghindari bias hierarki pada rumus jarak matematika, variabel nominal ditransformasikan menjadi bentuk matriks biner menggunakan teknik One-Hot Encoding. Sisa variabel ordinal dipetakan secara terstruktur sesuai kode integer tingkatan logisnya.
3. Fitur *Scaling*: Seluruh fitur hasil *encoding* dan variabel angka dinormalisasi ke dalam rentang nilai [0,1] menggunakan metode *Min-Max Scaling* formal berikut:

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

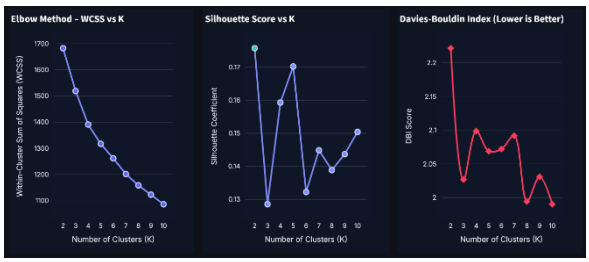
$$X_{scaled} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

4. *Multi-Criteria Cluster Evaluation*: Pencarian nilai K kelompok yang paling optimal dievaluasi pada rentang K=2 hingga K=10 dengan memadukan tiga kriteria validasi internal sekaligus, yaitu: titik kelandaian kurva *Elbow Method* (WCSS), nilai puncak tertinggi *Silhouette Coefficient*, serta nilai minimum terendah dari *Davies-Bouldin Index* (DBI).
5. K-Means *Fitting*: Setelah nilai K terbaik ditetapkan, model K-Means *Clustering* dilatih menggunakan inisialisasi k-means++ dan parameter random_state=42 untuk menjamin konsistensi hasil pembentukan kelompok pola pemain.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian Penentuan Nilai K Optimal (*Multi-Criteria Validation*)

Tahap awal analisis data mining dilakukan untuk menentukan jumlah kelompok atau klaster (K) yang paling optimal secara objektif. Guna menghindari subjektivitas peneliti, penelitian ini menerapkan pendekatan *Multi-Criteria Internal Cluster Validation* dengan mengonvergensikan tiga metrik evaluasi matematika sekaligus, yaitu *Elbow Method*, *Silhouette Coefficient*, dan *Davies-Bouldin Index* (DBI) pada rentang nilai K=2 hingga K=10.



Gambar 2. Grafik Evaluasi Nilai K Menggunakan Kurva Elbow, Silhouette Score, dan Davies-Bouldin Index

Berdasarkan visualisasi hasil komputasi pada Gambar 2, diperoleh karakteristik struktural yang unik dari *dataset* perilaku pemain TheoTown. Metrik pertama, yaitu *Elbow Method*, menunjukkan adanya penurunan nilai *Within-Cluster Sum of Squares* (WCSS) yang konvensional, di mana penurunan tajam mulai melandai secara bertahap (*the elbow point*) pada transisi nilai K=3 (skor WCSS = 1.518,39) dan K=4 (skor WCSS = 1.390,75). Kondisi ini secara visual menandakan bahwa penambahan jumlah kelompok setelah titik tersebut tidak lagi memberikan penurunan variansi eror yang signifikan.

Tabel 1. Hasil WCSS Dari Nilai K

Nilai K	WCSS
2	1.681,99
3	1.518,39
4	1.390,75
5	1.316,96
6	1.261,41
7	1.201,76
8	1.158,71
9	1.123,06
10	1.086,77

Metrik kedua, yaitu *Silhouette Coefficient*, mencatatkan nilai puncak tertinggi tepat pada konfigurasi K=2 dengan raihan skor sebesar 0,1758. Setelah mencapai puncak pada K=2, kurva mengalami penurunan drastis pada K=3 (skor 0,1285) yang merupakan titik terendah dari seluruh pengujian, sebelum akhirnya kembali naik membentuk puncak lokal maksimum kedua pada konfigurasi K=5 dengan skor 0,1703. Indikasi dari metrik *Silhouette* ini memberikan gambaran bahwa data memiliki pemisahan batas luar dan kedekatan internal (*cohesion*) yang paling optimal pada partisi dua kelompok besar, meskipun memuncak pada nilai yang relatif rendah (0,1758).

Nilai Silhouette Score yang relatif rendah (0,1758) menunjukkan adanya irisan (*overlap*) spasial karakteristik antar-pemain. Implikasi dari metrik ini turut menegaskan keterbatasan fundamental model K-Means yang memaksakan partisi geometris melingkar pada distribusi variansi data yang sangat dinamis. Temuan ini dapat dipahami karena perilaku pemain *game* simulasi bersifat *multidimensional* dan tidak selalu membentuk kelompok yang terpisah secara tegas. Oleh karena itu, hasil clustering ini lebih tepat dipandang sebagai kecenderungan segmentasi preferensi psikografis daripada sebuah klasifikasi kelas yang bersifat mutlak.

Tabel 2. Hasil Silhouette Score dari Nilai K

Nilai K	*Silhouette Score*
2	0,1758
3	0,1285
4	0,1593
5	0,1703
6	0,1322
7	0,1449
8	0,1389

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

9	0,1437
10	0,1504

Sementara itu, pengujian pada metrik ketiga, yaitu *Davies-Bouldin Index* (DBI), memperlihatkan kecenderungan nilai yang bervariasi. Nilai minimum terbaik (lembah kurva paling drop mendekati angka 0) baru dicapai pada konfigurasi ekstrem K=10 dengan skor 1,9902, diikuti oleh K=8 dengan skor 1,9943. Namun, pada fase awal pengujian, metrik DBI sempat menunjukkan penurunan nilai yang cukup optimal pada titik lokal minimum K=3 dengan skor 2,0267 sebelum melonjak naik kembali pada K=4 (skor 2,0986).

Tabel 3. Hasil Davies-Bouldin Index dari Nilai K

Nilai K	Davies-Bouldin Index
2	2,2217
3	2,0267
4	2,0986
5	2,0688
6	2,0720
7	2,0918
8	1,9943
9	2,0309
10	1,9902

Adanya perbedaan indikasi optimalitas antara *Silhouette Coefficient* (K=2), *Elbow Method* (K=3), dan *Davies-Bouldin Index* (K=10) merupakan fenomena yang valid akibat tingginya variansi data pada *dataset* campuran (*mixed data-types*) kuesioner psikografis pemain. Untuk mengambil keputusan final, peneliti menetapkan konfigurasi K=2 sebagai jumlah klaster yang diimplementasikan.

Keputusan ini diambil atas pertimbangan trade-off geometris dan kebutuhan analisis profil. konfigurasi K=10 ditolak karena membagi komunitas ke dalam terlalu banyak pecahan kelompok kecil (*over-fitting*) yang tidak bermakna secara praktis. Sebaliknya, konfigurasi K=2 didukung penuh secara kuantitatif oleh skor tertinggi pada *Silhouette Coefficient* (0,1758), serta secara teoritis sangat ideal untuk memetakan batas demarkasi psikografis yang paling kontras dan tajam dalam memisahkan dua kelompok besar yang menjadi inti dari penelitian ini, yaitu kelompok pemain simulasi strategis (*strategic players*) dan kelompok pemain ekspresif-satir (*expressive players*).

Hasil Analisis Jarak Euclidean Data Responden

Setelah jumlah klaster optimal ditetapkan sebanyak K=2 melalui evaluasi konvergensi metrik validasi internal pada tahapan sebelumnya, model K-Means *Clustering* dilatih untuk mengalokasikan label kelompok secara otomatis kepada seluruh responden. Pemisahan spasial dan pola sebaran data dari total 1.084 responden aktif komunitas *game TheoTown* dipetakan menggunakan koordinat geometris berbasis perhitungan jarak Euclidean. Hasil visualisasi sebaran data beserta letak titik pusat massa dari masing-masing kelompok digambarkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Proyeksi Spasial dan Posisi Koordinat Centroid pada 1.084 Data Observasi (K=2)

Berdasarkan visualisasi grafik sebaran koordinat spasial pada Gambar 3, seluruh data responden terpartisi ke dalam dua wilayah sebaran yang berbeda. Posisi pusat massa (*centroid*) dari masing-masing kelompok, yang disimbolkan dengan tanda silang khusus, memperlihatkan titik jangkar penentu dari karakteristik sebaran geometris data. Letak koordinat *centroid* tersebut mencerminkan konsentrasi nilai rata-rata dari seluruh atribut psikografis dan perilaku bermain yang dimiliki oleh anggota di dalam klaster tersebut.

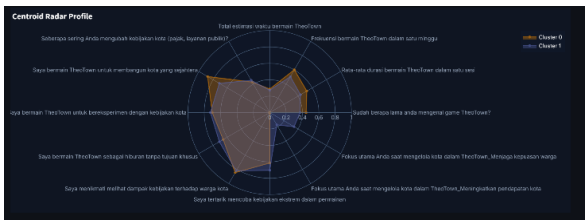
Secara kuantitatif, analisis distribusi keanggotaan pada sistem mencatat adanya pembagian proporsi yang relatif seimbang dan menunjukkan kecenderungan pemisahan demarkasi perilaku di dalam ekosistem komunitas *TheoTown*. *Cluster* 0 mengakomodasi keanggotaan sebanyak 619 responden (57,29%), sementara *Cluster* 1 mencatat jumlah anggota sebanyak 463 responden (42,71%). Proporsi distribusi data yang riil ini memberikan gambaran bahwa komunitas *TheoTown* terbelah menjadi dua kutub orientasi bermain utama dengan karakteristik yang berbeda. Struktur makro dua kelompok besar ini memberikan pondasi data kuantitatif yang relevan bagi peneliti untuk mengidentifikasi perbedaan kecenderungan antara kelompok responden arus utama dengan kelompok responden eksperimental pada tahapan analisis karakteristik selanjutnya.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Hasil Profil Radar Centroid

Tahapan interpretasi profil perilaku dilakukan dengan membedah nilai koordinat final *centroid* (representasi rata-rata nilai atribut hasil normalisasi pada rentang 0 hingga 1) dari masing-masing klaster. Pembandingan komparatif antar-karakteristik klaster direpresentasikan melalui proyeksi multivariat menggunakan *Centroid Radar Profile*, yang disajikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil Profil Radar Centroid

Berdasarkan geometri visual poligon pada Gambar 4, luasan area dan titik-titik puncak ekstrem (*spikes*) dari masing-masing garis klaster mengonfirmasi adanya dua arketipe perilaku pemain yang saling bertolak belakang. Batas psikografis tersebut dapat diuraikan sebagai berikut:

1. **Klaster 0: *Strategic Player* (Pemain Konvensional)**

Poligon berwarna oranye yang merepresentasikan Klaster 0 (57,29% populasi) menunjukkan area dominansi yang terpusat pada variabel fungsionalitas dan keberlanjutan simulasi. Karakteristik utama kelompok ini ditandai oleh lonjakan garis yang sangat tajam mendekati ekuator terluar pada atribut "Saya bermain TheoTown untuk membangun kota yang sejahtera" dan "Saya menikmati melihat dampak kebijakan terhadap warga kota".

Selain itu, poligon Klaster 0 juga menguasai kuadran metrik keterlibatan waktu (*engagement metrics*), terlihat dari rentang nilai yang lebih tinggi pada atribut Total estimasi waktu bermain, Frekuensi bermain dalam satu minggu, dan Rata-rata durasi per sesi dibandingkan Klaster 1. Namun, garis kelompok ini mengalami retraksi (penyusutan ke arah pusat) yang sangat signifikan pada variabel kebijakan ekstrem. Profil geometri ini secara tegas mendefinisikan Klaster 0 sebagai kelompok pemain strategis yang patuh pada mekanika reguler *game*, mengejar efisiensi tata ruang, stabilitas ekonomi, dan bermain dengan dedikasi waktu yang konsisten demi mencapai kondisi utopia digital.

2. **Klaster 1: *Experimental & Satirical Players* (Pemain Ekspresif)**

Poligon berwarna ungu yang merepresentasikan Klaster 1 (42,71% populasi) memperlihatkan anomali geometri yang sangat kontras. Kelompok ini mengalami retraksi pada variabel pembangunan kota sejahtera, namun membentuk lonjakan (*spikes*) yang ekstrem dan mendominasi pada variabel "Saya tertarik mencoba kebijakan ekstrem dalam permainan", "Saya bermain TheoTown untuk bereksperimen dengan kebijakan kota", serta "Seberapa sering Anda mengubah kebijakan kota". Pada variabel fungsionalitas kota pun, terlihat sedikit pergeseran fokus ke arah pemaksimalan "Meningkatkan pendapatan kota" dibandingkan kepuasan warga.

Karakteristik *burst-spikes* pada metrik eksperimentasi, dipadukan dengan durasi dan frekuensi bermain yang cenderung lebih rendah (mengecil ke arah pusat), merepresentasikan profil pengguna dengan pola *hit-and-run*. Pemain pada Klaster 1 tidak berorientasi pada keberlanjutan simulasi birokrasi, melainkan murni memanfaatkan kebebasan otoritas di dalam ruang *sandbox* untuk mengeksekusi skenario radikal, menguji batas toleransi sistem, dan mengamati kekacauan yang ditimbulkan. Temuan kuantitatif ini memberikan konfirmasi empiris terhadap fenomena pemanfaatan *game city-building* sebagai kanvas ekspresi satir terhadap kebijakan publik.

Tabel 4. Tabel Centroid Cluster

Variabel Psikografis	Klaster 0 (*Strategic*)	Klaster 1 (Experimental)
Sudah berapa lama anda mengenal *game* TheoTown?	0,4434	0,3701
Rata-rata durasi bermain dalam satu sesi	0,5233	0,4341
Frekuensi bermain dalam satu minggu	0,6012	0,5040
Total estimasi waktu bermain	0,2850	0,2714
Seberapa sering Anda mengubah kebijakan kota?	0,4278	0,4528
Bermain untuk membangun kota yang sejahtera	0,8768	0,7111
Bermain untuk bereksperimen dengan kebijakan	0,7025	0,7246
Bermain sebagai hiburan tanpa tujuan khusus	0,6582	0,7106
Menikmati melihat dampak kebijakan terhadap warga	0,8446	0,8202
Usia	0,6147	0,7030
Fokus utama Anda saat mengelola kota dalam TheoTown_Meningkatkan pendapatan kota	0,5427	0,5616
Fokus utama Anda saat mengelola kota dalam TheoTown_Menjaga kepuasan warga	0,0000	0,1728

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

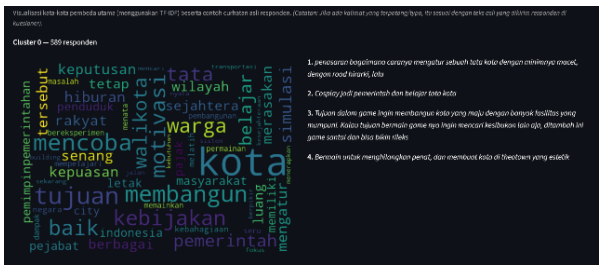
Fokus utama Anda saat mengelola kota dalam TheoTown_Menyeimbangkan keduanya	-0,0000	0,3434
Saat menghadapi masalah kota (defisit, kemacetan, dll), Anda cenderung_Mengabaikan sementara	1,0000	0,0000
Saat menghadapi masalah kota (defisit, kemacetan, dll), Anda cenderung_Mengambil keputusan cepat walau	0,0290	0,0972
Saat menghadapi masalah kota (defisit, kemacetan, dll), Anda cenderung_Menganalisis terlebih dahulu sebel	0,1014	0,1296
Saat menghadapi masalah kota (defisit, kemacetan, dll), Anda cenderung_Menganalisis terlebih dahulu sebelum bertindak	0,4696	0,3823

Klaster 0 memberikan gambaran tentang kelompok pemain yang berorientasi pada fungsionalitas dan keberlanjutan tata kota. Angka-angka ini mengindikasikan adanya fokus tersebut, yang terlihat pada nilai centroid lebih tinggi untuk variabel "Membangun kota yang sejahtera" (0,8768) dibandingkan Klaster 1 (0,7111). Kelompok ini juga menunjukkan kecenderungan untuk memprioritaskan opsi "Menyeimbangkan pendapatan dan kepuasan warga" (1,0000) serta "Menganalisis terlebih dahulu" saat menghadapi permasalahan kota (0,5346). Dari aspek keterlibatan waktu, pola metrik Klaster 0 mengindikasikan ritme bermain yang relatif lebih konsisten, baik dari segi durasi maupun frekuensi mingguan.

Sebaliknya, pola angka pada Klaster 1 memberikan gambaran perilaku yang lebih ekspresif dan berfokus pada eksperimen. Hal ini mengindikasikan pergeseran orientasi bermain, teridentifikasi dari nilai centroid yang lebih tinggi pada variabel "Tertarik mencoba kebijakan ekstrem" (0,7030) dan "Bereksperimen dengan kebijakan kota" (0,7246). Dalam merespons masalah kota, anggota klaster ini menunjukkan kecenderungan probabilitas yang sedikit lebih besar untuk "Mengabaikan sementara" (0,0972) atau "Mengambil keputusan cepat" (0,1296). Secara keseluruhan, kombinasi matriks ini mengindikasikan keberadaan kelompok pemain yang memanfaatkan *game* sebagai ruang uji coba kebijakan, dengan prioritas yang lebih rendah terhadap stabilitas tata ruang jangka panjang.

Validasi Deskriptif dan Kualitatif (*Content Analysis*)

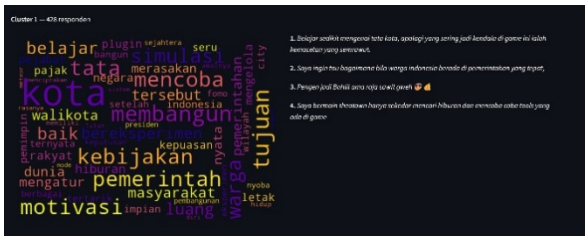
Guna memperkuat validitas hasil pengelompokan kuantitatif algoritma K-Means *Clustering* yang murni berbasis pada jarak geometris, penelitian ini menerapkan pendekatan *mixed-method* melalui *Content Analysis* terhadap data kualitatif. Ekstraksi dilakukan terhadap kolom esai terbuka yang berisi deskripsi curhatan motivasi asli dari responden berdasarkan label klaster masing-masing. Hasil ekstraksi frekuensi kata menggunakan algoritma TF-IDF divisualisasikan melalui *Word Cloud* yang disajikan pada Gambar 5 dan 6.



Gambar 5. Visualisasi Word Cloud dan Cuplikan Esai Motivasi (Klaster 0: Strategic Builders)

Berdasarkan visualisasi pada Gambar 5, ekstraksi teks dari Klaster 0 didominasi secara absolut oleh terminologi teknis manajemen perkotaan. Kata-kata dengan bobot kemunculan terbesar meliputi "kota", "membangun", "warga", "sejahtera", "keputusan", dan "tata wilayah".

Dominasi semantik ini tervalidasi secara langsung melalui cuplikan esai responden pada klaster tersebut, yang secara konsisten menyuarakan motivasi fungsional dan perfeksionisme sistem. Responden menyatakan tujuan bermain untuk "mengatur sebuah tata kota dengan minimnya macet menggunakan *road hierarchy*" serta "membangun kota yang maju dengan fasilitas mumpuni". Hal ini membuktikan bahwa algoritma secara akurat berhasil mengumpulkan pemain-pemain berorientasi simulasi strategis ke dalam satu kelompok yang solid.



Gambar 6. Visualisasi Word Cloud dan Cuplikan Esai Motivasi (Klaster 1: Experimental/Satirical Players)

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

Sebaliknya, analisis kualitatif pada Klaster 1 (Gambar 6) menunjukkan pergeseran semantik yang sangat radikal. Kumpulan kata tidak lagi didominasi oleh tata ruang fisik, melainkan oleh terminologi birokrasi, kekuasaan, dan intrik politik pemerintahan. Kata kunci yang paling mencolok meliputi "pemerintah", "kebijakan", "rakyat", "pajak", "pejabat", "presiden", hingga istilah spesifik seperti "plugin" dan "meteor".Cuplikan narasi esai pada klaster ini mengonfirmasi sifat eksperimental dan kecenderungan satir sosial yang ekstrem. Responden secara eksplisit menyatakan motivasi bermain untuk "mengetahui bagaimana bila warga Indonesia berada di pemerintahan yang tepat", hingga menyuarakan fantasi oligarki satir seperti "Pengen jadi Bahlil ama raja sawit gweh".

Sinkronisasi antara pengelompokan K-Means dengan narasi esai asli responden ini memberikan gambaran yang koheren sebagai basis argumentasi analitik. Hasil ini mengindikasikan bahwa ekosistem *game sandbox TheoTown* telah bertransformasi dari sekadar perangkat lunak hiburan fungsional menjadi ruang publik virtual bagi masyarakat untuk mengekspresikan imajinasi bebas, melakukan simulasi regulasi radikal, hingga melontarkan satir sosial-politik terhadap realitas pemerintahan.

Temuan komprehensif ini sejalan dan melengkapi ruang lingkup penelitian terdahulu. Berbeda dengan penelitian Devila et al. (2022) dan Nugraha & Rahmatulloh (2025) yang memfokuskan implementasi K-Means *Clustering* untuk mengukur performa dan emosi pada *game* kompetitif (Mobile Legends), penelitian ini memperluas diskursus *Game* Analytics ke ranah simulasi *sandbox*. Hasil *clustering* dan analisis semantik mengindikasikan bahwa tanpa kondisi objektif linier (menang/kalah) sekalipun, algoritma Machine Learning terbukti efektif memetakan motivasi intrinsik dan ekspresi psikografis pemain secara mendalam.

KESIMPULAN

Berdasarkan pemodelan K-Means *Clustering* (K=2) pada 1.084 responden, penelitian ini berhasil memetakan batas demarkasi perilaku pemain *TheoTown* ke dalam dua arketipe utama. Mayoritas pemain (57,29%) tergabung dalam Klaster 0 (*Strategic & Welfare Builders*) yang berorientasi pada efisiensi tata kota dan stabilitas bermain jangka panjang. Sementara itu, 42,71% pemain membentuk Klaster 1 (*Experimental & Satirical Players*) yang cenderung bermain singkat untuk mengeksekusi kebijakan ekstrem dan melontarkan satir sosial-politik. Hasil ini mengindikasikan bahwa *game* simulasi telah secara masif bertransformasi menjadi medium ekspresi psikografis para pemainnya.

Meskipun demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan karena masih mengandalkan data kuesioner persepsi (*self-reported*) yang rentan bias subjektivitas, serta penggunaan algoritma K-Means pada data campuran yang memicu irisan klaster sehingga *Silhouette Score* berada di angka yang relatif rendah (0,1758). Oleh karena itu, penelitian lanjutan sangat disarankan untuk menggunakan data *gameplay* aktual (*telemetry log*) guna memvalidasi tindakan riil pemain. Selain itu, disarankan pula untuk melakukan uji komparatif menggunakan algoritma K-Prototypes yang secara bawaan lebih optimal untuk data campuran, serta metode DBSCAN guna mengevaluasi perilaku anomali (*outliers*) pada ekosistem kebebasan *sandbox*.

DAFTAR PUSTAKA

Afiasari, N., Suarna, N., & Rahaningsi, N. (2023). Implementasi data mining transaksi penjualan menggunakan algoritma clustering dengan metode K-Means. *Jurnal SAINTEKOM*, 13(1), 100–110. https://doi.org/10.33020/saintekom.v13i1.402

Alfandi, M. S., & Fatah, Z. (2024). Penerapan data mining menggunakan metode K-Means clustering untuk analisa penjualan toko Umama Hijab Kaliwates Jember. *Jurnal Riset Sistem Informasi*, 1(4), 94–102. https://doi.org/10.69714/3ty90586

Devila, L. E., Cholil, S. R., Athallah, R. D., & Irawan, A. A. (2022). Implementasi algoritma K-Means untuk menganalisa pemain video game Mobile Legend untuk mengetahui tipe hero dan role yang sering digunakan pada setiap kalangan. *STRING (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi)*, *6*(3), 261–268. https://doi.org/10.30998/string.v6i3.11094

Erda, G., Gunawan, C., & Erda, Z. (2023). Grouping of poverty in Indonesia using K-Means with silhouette coefficient. *Parameter: Journal of Statistics*, 3(1), 1–6. https://doi.org/10.22487/27765660.2023.v3.i1.16435

Fadilah, M. F., Hafidhah, L., Addkhil, M. H., & Yaqin, M. A. (2022). Analisa dan perancangan software game simulasi sekolah. *Journal Automation Computer Information System, 2*(1), 39–47. https://doi.org/10.47134/jacis.v2i1.36

Liu, Y., Duan, H., & Cai, W. (2024). User-generated content and editors in games: A comprehensive survey. *arXiv*. http://arxiv.org/abs/2412.13743

Maori, N. A., & Evanita, E. (2023). Metode elbow dalam optimasi jumlah cluster pada K-Means clustering. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer, 14*(2), 277–288. https://doi.org/10.24176/simet.v14i2.9630

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Muharizki, M. I., & Arianto, D. B. (2023). Analisis clustering dengan metode K-Means terhadap statistik permainan pro-player Valorant pada kompetisi Valorant Champions 2022. *Serunai: Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan, 9*(1), 40–47.

Naeem, S., Ali, A., Anam, S., & Ahmed, M. M. (2023). An unsupervised machine learning algorithms: Comprehensive review. *International Journal of Computing and Digital Systems*, 13(1), 911–921. https://doi.org/10.12785/ijcds/130172

Nugraha, G., & Rahmatulloh, A. (2025). Analisis dampak permainan MOBA terhadap sikap manusia menggunakan K-Means clustering. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika), 9*(1), 1507–1513.

Qasthari, M. W., & Kurniawan, R. (2024). Penggunaan algoritma K-Means clustering untuk mengelompokkan pemain berdasarkan gaya bermain pada Battle Royale Call of Duty Mobile. *Future Academia: The Journal of Multidisciplinary Research on Scientific and Advanced*, 2(3), 280–292. https://doi.org/10.61579/future.v2i3.177

Qiu, Y., Gong, Y., & Liu, G. (2024). User behavior analysis and clustering in a MMO mobile game: Insights and recommendations. *arXiv*. http://arxiv.org/abs/2407.11772

Sanz, L. C., Martens, S., & De La Hera, T. (2025). The case of Cities: Skylines versions—Affordances in urban planning education. *Media and Communication*, 13, 1–19. https://doi.org/10.17645/mac.8747

Tobing, D. S. H. (2023). Transformasi desain video game dari media bermain menjadi media ekspresif. *JoMMiT: Jurnal Multi Media dan IT, 6*(2), 62–69. https://doi.org/10.46961/jommit.v6i2.629

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.