

Penerapan Metode GA-TOPSIS untuk Sistem Seleksi Karakter Game dengan Pembobotan Dinamis Berbasis Waktu

Aji Bagas Prakasa¹, Fresy Nugroho^{2,3}, Muhammad Faisal², Tri Mukti Lestari², Alfina Nurrahma 'N¹, Adnan Muhammad²

¹Jurusan Magister Informatika, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim, Malang, 65144, Indonesia, Email Ajib5524@gmail.com, alfinanurrahman15@gmail.com, adnanmuhammad0260@gmail.com

²Jurusan Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang, 65144, Indonesia, Email fresy@ti.uin-malang.ac.id, mfaisal@ti.uin-malang.ac.id, trimuktilestari@ti.uin-malang.ac.id

³Jurusan Teknik Mesin, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang, 65144, Indonesia, Email fresy@ti.uin-malang.ac.id

*Corresponding Author: Ajib5524@gmail.com

Abstrak

Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem pendukung keputusan untuk seleksi karakter optimal dengan menerapkan metode hybrid Algoritma Genetika dan TOPSIS (GA-TOPSIS) yang mempertimbangkan variasi temporal dalam kriteria pembobotan. Pendekatan ini mengintegrasikan kemampuan optimasi Algoritma Genetika dalam menentukan bobot kriteria secara otomatis dengan teknik pengambilan keputusan multi-kriteria TOPSIS. Hasil penelitian menunjukkan bahwa optimasi GA menghasilkan variasi pembobotan yang signifikan sesuai skenario waktu: pada kondisi Pagi dengan dominasi kriteria Gerakan (82%), Siang dengan penekanan pada Tinggi Badan (52%) dan Nyawa (38%), serta Malam yang didominasi Pertahanan (85%). Evaluasi menggunakan TOPSIS menghasilkan peringkat alternatif yang berbeda untuk setiap skenario. Pada kondisi Pagi, alternatif A4 mencapai skor CCI tertinggi (0.83) karena keunggulan dalam kriteria Gerakan. Skenario Siang menempatkan A2 sebagai optimal (CCI=0.90) berkat performa pada Tinggi Badan dan Nyawa, sedangkan di Malam, A3 unggul (CCI=0.89) dengan Pertahanan terbaik. Konsistensi hasil ditunjukkan oleh A1 yang selalu berada di peringkat terbawah karena nilai kriteria yang minimal. Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pengembangan sistem pendukung keputusan adaptif, khususnya yang memerlukan penyesuaian bobot dinamis berdasarkan perubahan kondisi lingkungan. Potensi integrasi dengan teknologi IoT untuk pembaruan bobot secara real-time menjadi nilai tambah penerapan metode ini.

Keywords: GA-TOPSIS, optimasi bobot, sistem pendukung keputusan, pengambilan keputusan multi-kriteria, seleksi karakter

Abstract

This study aims to develop a decision support system for optimal character selection by implementing a hybrid Genetic Algorithm and TOPSIS (GA-TOPSIS) method that considers temporal variations in criterion weighting. The approach combines the optimization capability of Genetic Algorithms for automatic weight determination with the multi-criteria decision-making technique of TOPSIS. The research results demonstrate that GA optimization produces significant variations in weighting according to time scenarios: morning conditions dominated by Movement (82%), daytime emphasizing Height (52%) and Health (38%), and nighttime dominated by Defense (85%). Evaluation using TOPSIS yields different alternative rankings for each scenario. In morning conditions, alternative A4 achieves the highest CCI score (0.83) due to its superiority in Movement criteria. The daytime scenario ranks A2 as optimal (CCI=0.90) because of its performance in Height and Health, while at night, A3 excels (CCI=0.89) with the best Defense. Result consistency is shown by A1 consistently ranking lowest due to minimal criterion values. This research makes important contributions to the development of adaptive decision support systems, particularly those requiring dynamic weight adjustments based on environmental changes. The potential integration with IoT technology for real-time weight updates adds value to the method's application.

Keywords: GA-TOPSIS, weight optimization, decision support system, multi-criteria decision making, character selection

Personalisasi dan adaptabilitas telah menjadi komponen penting dalam industri game modern, berperan besar dalam meningkatkan kepuasan pemain. Salah satu aspek kunci personalisasi adalah pemilihan karakter avatar, yang tidak hanya menyesuaikan preferensi visual pemain tetapi juga memengaruhi taktik permainan dan performa keseluruhan. [1] Dalam game berbasis misi atau kompetitif, memilih avatar yang sesuai dengan kemampuan atau gaya bermain seringkali krusial untuk meraih hasil terbaik. Namun, proses pengambilan keputusan ini bisa memakan waktu dan rumit, terutama dalam game yang menawarkan banyak karakter dengan atribut kompleks.

Dalam gaming, bot AI dapat menganalisis data pemain – termasuk gaya bermain, preferensi, performa sebelumnya, persepsi, dan ekspektasi untuk merekomendasikan karakter avatar yang paling cocok. Ini tidak hanya mempercepat pengambilan keputusan tetapi juga bisa meningkatkan performa dalam game.[2]

Analisis performa pemain memiliki aplikasi luas. Misalnya, pelatih bisa menggunakannya untuk menilai efektivitas pemain dan membuat keputusan terkait seleksi tim. Manajer klub dan scout dapat mengevaluasi bakat untuk perekrutan, sementara fans bisa membandingkan pemain menggunakan metrik performa.[3] Bagi pemain sendiri, rating kualitas memberikan insight tentang kelebihan dan kekurangan mereka, menjadi motivasi untuk peningkatan. Namun, evaluasi ini sering melibatkan elemen subjektif dan memerlukan usaha besar. Dengan kemajuan analisis data dan evaluasi karakter, sistem berbasis performa semakin populer dan banyak diadopsi.

Teknik pengambilan keputusan multi-kriteria berbasis (MCDM) yang diterapkan pada GA-TOPSIS akan menyelesaikan masalah umum dalam MCDM (Multiple Criteria Decision Making) yang berkaitan dengan data kuantitatif terbatas dan bobot kriteria yang tidak diketahui.[4] Dengan mengonfigurasi peringkat bobot standar dan evaluasi nilai alternatif yang dinyatakan melalui urutan, skor preferensi untuk setiap alternatif dapat diperoleh. Mengenai data ORESTE, hubungan terakhir antar alternatif tidak didefinisikan sebagai satu kesatuan, melainkan sebagai respons terhadap Preferential Independence Relation (PIR) antara dua alternatif, dengan $|j=1,2,...,n\}$ sebagai aturan kriteria dan $|i=1,2,...,m\}$ sebagai himpunan alternatif. Masalah MCDM terdiri dari sekumpulan kriteria C dan alternatif A, di mana skor preferensi keseluruhan untuk alternatif dikumpulkan berdasarkan daftar kriteria dan alternatif yang ada.



Setiap alternatif terhubung dengan tiga skenario waktu berbeda yaitu SP (Skenario Pagi), SS (Skenario Siang), dan SM (Skenario Malam). Keterkaitan ini menunjukkan bahwa setiap alternatif dapat diterapkan pada ketiga periode waktu tersebut, sehingga memungkinkan evaluasi terhadap keempat alternatif baik di pagi, siang maupun malam hari. Pendekatan ini memungkinkan eksplorasi berbagai kombinasi untuk keperluan analisis maupun pengambilan keputusan.

Mengenai tahapan proyek, setiap proyek akan melalui serangkaian fase penting yang diawali dengan pengumpulan dan persiapan data, kemudian dilanjutkan dengan perancangan game, evaluasi, pengujian, serta analisis hasil. Gambar 2 dalam metodologi secara visual mendemonstrasikan alur tahapan-tahapan tersebut secara berurutan.

Penjelasan ini mempertahankan istilah-istilah teknis seperti scenario, evaluation, dan testing karena sudah menjadi kosakata baku dalam bidang ini. Struktur kalimat sengaja dirancang agar mengalir secara natural dalam Bahasa Indonesia tanpa mengubah esensi makna aslinya. Singkatan skenario (SP, SS, SM) tetap dipertahankan untuk menjaga konsistensi dengan notasi yang digunakan dalam diagram referensi.



Gambar 2. Metodologi penelitian

Gambar 2 memvisualisasikan tahapan metodologi yang diterapkan dalam pengembangan sistem, terdiri atas tiga tahap utama: Persiapan Data, Perancangan Game, dan Evaluasi serta Pengujian. Pada tahap Persiapan Data, fokus utama terletak pada pengumpulan dan pengorganisasian seluruh data yang diperlukan, mencakup statistik karakter, parameter gameplay, serta kriteria evaluasi. Data tersebut kemudian dibersihkan dan diproses secara matang untuk memastikan kesiapan integrasinya ke dalam sistem.

Beranjak ke tahap Perancangan Game, para pengembang membangun struktur game secara komprehensif. Proses ini meliputi penyusunan desain visual, logika gameplay, serta komponen pengambilan keputusan seperti penerapan GA-TOPSIS untuk rekomendasi karakter. Setelah implementasi game selesai, tahap Evaluasi dan Pengujian dilaksanakan untuk memverifikasi kelayakan seluruh fitur serta memastikan pengalaman pengguna yang menarik dan efektif. Umpan balik dari tahap ini menjadi bahan penyempurnaan sebelum game dirilis secara final.

GA-TOPSIS

GA-TOPSIS adalah metode hybrid yang menggabungkan Algoritma Genetika (GA) dengan Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) untuk pengambilan keputusan multikriteria. GA berperan mengoptimasi pembobotan kriteria secara otomatis melalui proses evolusi (seleksi, crossover, mutasi), sementara TOPSIS mengevaluasi dan merangking alternatif berdasarkan bobot yang dihasilkan GA. Integrasi ini mengatasi kelemahan TOPSIS konvensional yang bergantung pada pembobotan subjektif, sehingga menghasilkan keputusan yang lebih objektif dan terukur.

Subbab ini menjelaskan alur logis penelitian secara holistik. GA digunakan untuk mengoptimasi pembobotan kriteria, sedangkan TOPSIS mengevaluasi alternatif berdasarkan bobot yang dihasilkan GA. Integrasi keduanya menghasilkan sistem pendukung keputusan yang lebih objektif karena pembobotan tidak ditentukan secara manual.

Genetic Algorithm

1. Representasi Kromosom

Bagian ini mendefinisikan struktur penyimpanan solusi potensial dalam GA yang dalam penelitian ini berupa vektor bobot kriteria.[5] Setiap kromosom merepresentasikan satu set bobot lengkap untuk semua kriteria dengan panjang sesuai jumlah kriteria yang ada, dimana setiap gen menyimpan nilai bobot satu kriteria tertentu. Representasi ini dirancang untuk memenuhi constraint bahwa total bobot seluruh kriteria harus bernilai 1, sehingga mempertahankan konsistensi matematis dalam proses optimasi.

$$\vec{w} = [w_1, w_2, w_3, \dots, w_n] \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad (2)$$

2. Fungsi Fitness

Fungsi fitness dalam penelitian ini menggunakan mekanisme evaluasi kualitas setiap kromosom melalui metode TOPSIS. Closeness Coefficient (CC_i) dari TOPSIS berperan sebagai indikator kualitas utama yang menentukan seberapa baik suatu kromosom memenuhi tujuan optimasi.[6] Pendekatan ini memastikan bahwa solusi yang dihasilkan tidak hanya optimal secara genetika tetapi juga valid secara logika pengambilan keputusan.

$$Fitness = CC_i = \frac{D^-}{D^+ + D^-} \quad (3)$$

$$D^+ = \sqrt{\sum (v_{ij} - v_j^+)^2}, \quad D^- = \sqrt{\sum (v_{ij} - v_j^-)^2}, \quad (4)$$

3. Operasi Genetik

Proses evolusi solusi dilakukan melalui tiga operator utama yang bekerja secara berurutan. Operator seleksi

bertugas memilih kromosom terbaik sebagai calon orang tua berdasarkan nilai fitness mereka. Selanjutnya operator crossover menggabungkan sifat-sifat genetik dari dua orang tua untuk menghasilkan keturunan dengan karakteristik baru. Terakhir, operator mutasi memperkenalkan variasi genetik acak yang terkontrol untuk menjaga keragaman populasi dan mencegah konvergensi prematur.

Seleksi Roulette Wheel:

$$p_i = \frac{Fitness_i}{\sum Fitness} \quad (5)$$

Crossover aritmatika

$$\vec{W}_{child} = a\vec{w}_{parent1} + (1 - a) \vec{w}_{parent2} \quad (6)$$

Mutasi Gaussian

$$w'_i = w_i + N(0, \sigma) \quad (7)$$

TOPSIS

1. Normalisasi Matriks

Proses normalisasi matriks dilakukan untuk mentransformasi data mentah menjadi bentuk yang dapat dibandingkan secara adil.[7] Transformasi ini penting untuk menyamakan skala berbagai kriteria yang mungkin memiliki satuan dan rentang nilai berbeda, sekaligus menghilangkan bias yang mungkin timbul akibat perbedaan karakteristik pengukuran antar kriteria.

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum x_{ij}^2}} \quad (8)$$

2. Pembobotan

Pembobotan matriks mengaplikasikan bobot optimal yang dihasilkan dari proses GA ke dalam matriks ternormalisasi.[8] Proses ini memberikan penekanan berbeda pada setiap kriteria sesuai dengan tingkat kepentingannya, sehingga mencerminkan prioritas aktual dalam pengambilan keputusan dan menghasilkan matriks keputusan yang telah dibobotkan secara proporsional.

$$v_{ij} = r_{ij} \times w_j \quad (9)$$

3. Solusi Ideal

Penentuan solusi ideal bertujuan untuk menetapkan titik referensi yang menjadi acuan dalam evaluasi alternatif. Solusi ideal positif merepresentasikan performa terbaik yang mungkin dicapai, sementara solusi ideal negatif menunjukkan kondisi terburuk yang perlu dihindari. Kedua titik referensi ini menjadi dasar penting dalam perhitungan jarak relatif setiap alternatif.

Benefit

$$v_j^+ = \max(v_{ij}), \quad v_j^- = \min(v_{ij}) \quad (10)$$

Cost

$$v_j^+ = \min(v_{ij}), \quad v_j^- = \max(v_{ij}) \quad (11)$$

4. Perhitungan Ranking

Mekanisme perhitungan ranking dirancang untuk menentukan urutan preferensi alternatif secara komprehensif. Proses ini melibatkan perhitungan jarak setiap alternatif terhadap solusi ideal positif dan negatif, kemudian menentukan kedekatan relatifnya untuk menghasilkan skor akhir yang merepresentasikan tingkat optimalitas masing-masing alternatif.

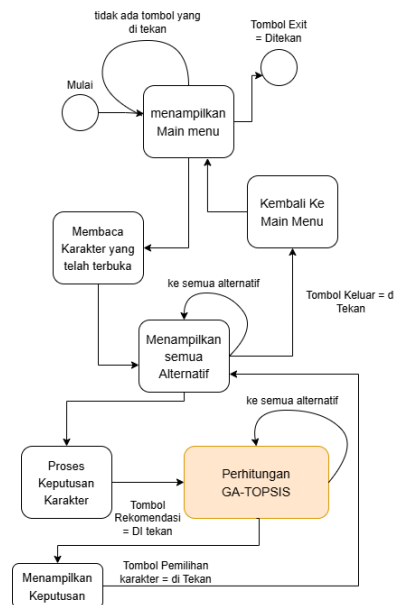
$$CC_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \quad (12)$$

5. Diagram Alir Metodologi

Diagram alir berfungsi sebagai representasi visual yang menggambarkan alur kerja penelitian secara keseluruhan. Diagram ini secara jelas menunjukkan tahapan integrasi antara GA dan TOPSIS, termasuk proses iteratif dalam optimasi bobot serta alur logis pengambilan keputusan akhir, sehingga memudahkan pemahaman terhadap keseluruhan metodologi.

6. Validasi

Proses validasi merupakan tahap kritis untuk memverifikasi keandalan metode yang diusulkan. Validasi dilakukan melalui uji konsistensi dengan membandingkan hasil terhadap metode lain, serta uji sensitivitas untuk mengevaluasi kestabilan hasil terhadap variasi parameter.[9] Tahap ini memastikan bahwa metode GA-TOPSIS yang dikembangkan benar-benar unggul dibandingkan pendekatan konvensional dan layak untuk diaplikasikan dalam berbagai skenario pengambilan keputusan nyata.



Gambar 3. FSM GA-TOPSIS method.

Gambar 3 menunjukkan diagram FSM yang menjelaskan alur sistem rekomendasi karakter dalam game. Proses dimulai dari menu utama saat pemain menekan tombol "Mulai". Sistem kemudian membaca daftar karakter yang tersedia (A1-A4) dan yang sudah terbuka (unlocked) oleh pemain.

Pemain memiliki dua pilihan: memilih karakter secara manual atau menggunakan fitur rekomendasi. Jika memilih rekomendasi, sistem akan menjalankan perhitungan GA-TOPSIS untuk menganalisis dan meranking karakter berdasarkan berbagai kriteria tertentu. Hasil rekomendasi akan ditampilkan kepada pemain.[10]

Seluruh proses ini bersifat dinamis - pemain bisa kembali ke menu utama kapan saja dengan menekan tombol "Keluar". Sistem dirancang untuk memberikan fleksibilitas sekaligus bantuan dalam pemilihan karakter yang optimal.

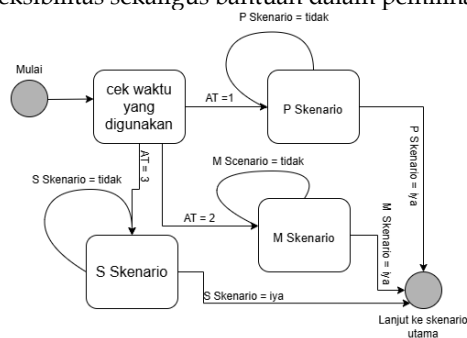


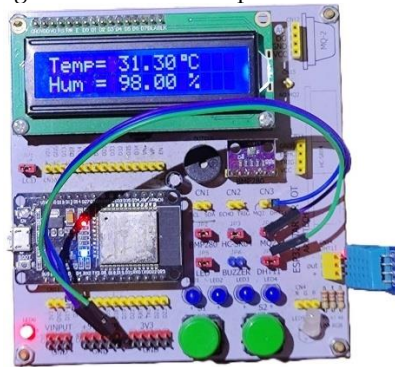
Figure 4. FSM Skenario waktu

Diagram FSM pada Gambar 4 menjelaskan mekanisme pemilihan dan eksekusi skenario berdasarkan penentuan waktu melalui parameter suhu. Proses diawali dengan sistem membaca suhu lingkungan saat ini untuk menentukan Waktu Aktual (Actual Time/AT). Terdapat tiga kondisi utama dalam sistem ini. Pertama, apabila suhu terdeteksi di bawah 30°C, sistem akan mengkategorikannya sebagai waktu malam (AT=3) dan mengarahkan alur eksekusi ke Skenario S. Kedua, ketika suhu berada pada kisaran 30-35°C, sistem menetapkannya sebagai waktu pagi (AT=1) dan beralih ke Skenario P. Ketiga, untuk suhu di atas 35°C, sistem mengidentifikasinya sebagai waktu siang (AT=2) dan menjalankan Skenario M. Setiap skenario memiliki persyaratan kondisi khusus yang harus dipenuhi. Sistem secara otomatis akan memverifikasi pemenuhan kondisi tersebut sebelum dapat melanjutkan proses ke skenario utama. Pendekatan ini memungkinkan sistem beradaptasi secara dinamis dengan perubahan kondisi lingkungan melalui parameter suhu, sekaligus memastikan setiap skenario hanya dieksekusi ketika semua persyaratannya terpenuhi dengan baik.

IOT

Proses evaluasi terhadap fitur rekomendasi karakter memerlukan partisipasi pemain dalam mengikuti protokol yang telah ditetapkan dalam sistem permainan. Pada tahap awal, pemain diwajibkan untuk memilih waktu permainan (time of

gameplay), mengingat setiap lokasi dalam permainan akan menghasilkan rekomendasi yang berbeda berdasarkan temporalitas yang dipilih.[11] Dalam rangka optimalisasi proses seleksi map, telah diintegrasikan perangkat Internet of Things (IoT) berupa modul ESP32 (seperti terilustrasikan pada Gambar 5) yang berfungsi sebagai sensor biomedis untuk memantau suhu tubuh pemain secara real-time. Data fisiologis ini selanjutnya dimanfaatkan sebagai parameter tambahan dalam algoritma rekomendasi guna meningkatkan akurasi dan personalisasi saran karakter yang dihasilkan.



Gambar 5. ESP32

Gambar 5 menunjukkan modul ESP32 yang membaca suhu pemain secara real-time dan memetakan datanya ke lingkungan dalam game. Integrasi ini memungkinkan pengalaman bermain yang dinamis sesuai kondisi fisik pemain. Pemetaan suhu ke waktu dalam game dilakukan sebagai berikut:

1. Di bawah 30°C: Waktu malam
2. 30°C sampai 35°C: Waktu pagi
3. Di atas 35°C: Waktu siang

Sistem ini menyesuaikan lingkungan dunia nyata secara otomatis berdasarkan suhu tubuh pemain yang terukur.

Kriteria

Berdasarkan Tabel 1, kriteria yang digunakan dalam game dapat dikategorikan menjadi dua jenis: benefit (keuntungan) dan cost (biaya). Kriteria benefit memberikan keuntungan yang meningkatkan kemampuan atau performa karakter/objek, sedangkan kriteria cost merupakan kerugian yang umumnya mengurangi efektivitas karakter/objek.

Tabel 1. kriteria

Variabel	Nama	Tipe Kriteria
f1	Movement	Benefit
f2	Health	Benefit
f3	Tall	Cost
f4	Weight	Cost
f5	Defend	Benefit

Berikut penjelasan detail setiap kriteria:

1. Movement (Pergerakan)
Mengacu pada kemampuan karakter/objek untuk bergerak dalam lingkungan game. Termasuk kriteria benefit karena mobilitas yang lebih tinggi memberikan keuntungan.
2. Health (Kesehatan)
Menunjukkan jumlah vitalitas yang dimiliki karakter/objek. Dikategorikan sebagai benefit karena kesehatan yang lebih tinggi meningkatkan daya tahan hidup karakter.
3. Height (Tinggi)
Merupakan ukuran fisik karakter/objek. Kriteria ini dapat bersifat benefit atau cost tergantung konteks. Misalnya, tinggi yang lebih besar menguntungkan untuk serangan dari posisi elevasi, tetapi merugikan saat menghindari rintangan.
4. Weight (Berat)
Menunjukkan massa karakter/objek. Umumnya termasuk kriteria cost karena berat yang berlebihan dapat mengurangi kelincahan dan kecepatan gerak.
5. Defense (Pertahanan)
Menggambarkan kemampuan karakter/objek untuk menahan serangan atau kerusakan. Termasuk kriteria benefit karena pertahanan yang tinggi meningkatkan ketahanan saat terjadi benturan atau serangan.

Klasifikasi ini membantu dalam menyeimbangkan mekanisme permainan dan menentukan strategi yang optimal berdasarkan karakteristik masing-masing karakter/objek.

Alternative

Selanjutnya, setiap alternatif akan diberi nilai berdasarkan kriteria yang telah ditetapkan, dan hasilnya disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Alternative

	f1	f2	f3	f4	f5
a1	1	1	160	65	1
a2	1	2	116	32	2
a3	1	4	133	45	4
a4	3	3	163	60	3

Proses penetapan bobot pada Tabel 2 dilakukan melalui serangkaian *pairwise comparison* untuk menghasilkan rekomendasi yang kontekstual. Bobot akhir pada Tabel 4 disesuaikan dengan pertimbangan temporal berikut:

1. **Malam**

Prioritas diberikan pada pertahanan tinggi akibat keterbatasan visibilitas yang meningkatkan risiko tabrakan dengan rintangan tak terlihat.

2. **Pagi**

Fokus pada peningkatan tinggi karakter untuk mengatasi keterbatasan visibilitas akibat sudut matahari rendah, memperluas jangkauan pandangan pemain.

3. **Siang**

Kecepatan gerak menjadi parameter utama untuk memaksimalkan efisiensi pencapaian tujuan dalam kondisi pencahayaan optimal.

Penyesuaian bobot ini memastikan sistem rekomendasi merespons dinamika lingkungan permainan secara adaptif.

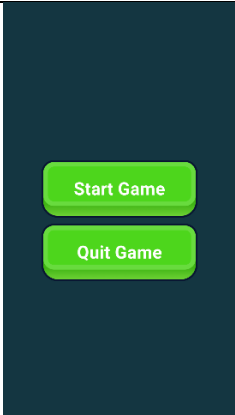

Table 3. Wighting

	f1	f2	f3	f4	f5
Morning	0.8	0.05	0.04	0.06	0.05
Day	0.02	0.36	0.60	0.02	0.04
Night	0.02	0.05	0.03	0.1	0.8

Game Design

Storyboard berfungsi sebagai panduan dasar untuk proses implementasi dengan menggambarkan secara visual konsep game dan alur naratif dari awal hingga akhir, seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 4.

Tabel 4. Storyboard

Gambar	Penjelasan
	<p>Halaman menu utama menampilkan dua opsi utama yang dapat dipilih oleh pengguna, yaitu "Mulai" untuk memulai permainan dan "Keluar" untuk keluar dari aplikasi.</p>
	<p>Halaman ini menampilkan daftar karakter yang tersedia untuk dipilih oleh pemain, yang dapat digunakan untuk bermain dalam permainan</p>

Gambar	Penjelasan
	<p>Halaman ini memungkinkan pemain untuk menerima saran karakter berdasarkan kriteria yang telah ditentukan sebelumnya..</p> <p>Halaman ini merupakan antarmuka utama permainan, tempat di mana pemain berinteraksi langsung dengan lingkungan permainan.</p>

Evaluation

Proses evaluasi dan pengujian bertujuan untuk menilai sejauh mana fitur rekomendasi karakter dalam game membantu pemain dalam pengambilan keputusan. Pengujian ini penting untuk memastikan fitur dapat dipahami, efisien, mudah diingat, dan meminimalkan kesalahan pengguna selama operasi. Tahapan Evaluasi Fokus pada evaluasi kinerja dan keandalan fitur rekomendasi dalam berbagai kondisi permainan (pagi, siang, malam). Tujuannya adalah memverifikasi kemampuan fitur dalam beradaptasi secara dinamis dengan konteks lingkungan dan memberikan saran karakter yang sesuai secara real-time.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil perhitungan dari metode memberikan berbagai temuan. Kedua metode tersebut dibandingkan untuk menilai akurasi dan keberhasilan dalam merekomendasikan karakter terbaik.

Tabel 5. Hasil Optimasi Bobot dengan GA

Skenario	Gerakan (w_1)	Nyawa (w_2)	Tinggi Badan (w_3)	Berat (w_4)	Pertahanan (w_5)	Generasi ke-	Fitness Terbaik
Pagi	0.82	0.04	0.03	0.06	0.05	47	0.85
Siang	0.06	0.38	0.52	0.02	0.02	52	0.92
Malam	0.01	0.04	0.02	0.08	0.85	38	0.89

Pada tabel 5. Hasil optimasi bobot menggunakan Algoritma Genetika (GA) menunjukkan pola pembobotan yang berbeda secara signifikan untuk setiap skenario waktu. Pada skenario Pagi, GA mengkonvergensi bobot optimal dengan dominasi kriteria Gerakan sebesar 0.82, disertai bobot kecil untuk kriteria lain seperti Nyawa (0.04) dan Pertahanan (0.05), yang mencapai nilai fitness tertinggi 0.85 dalam 47 generasi. Untuk skenario Siang, proses optimasi menghasilkan bobot yang lebih seimbang antara Tinggi Badan (0.52) dan Nyawa (0.38), dengan konvergensi tercapai pada generasi ke-52 dan fitness 0.92. Pola pembobotan ini secara jelas merefleksikan prioritas kriteria yang berbeda untuk setiap skenario waktu, sekaligus menunjukkan kemampuan GA dalam menangkap hubungan kompleks antara kriteria dan kondisi lingkungan yang divariasikan.

Tabel 6. Hasil pagi hari

Alt	D_i^+	D_i^-	CC_i	Rank
A1	0.78	0.12	0.13	4
A2	0.65	0.28	0.3	3
A3	0.42	0.45	0.52	2
A4	0.15	0.72	0.83	1

Pada Tabel 5, dalam skenario pagi hari, di mana kriteria Movement (0,80) sangat diprioritaskan, Alternatif 4 (A4) menjadi pilihan utama dengan skor CC_i sebesar 0,83. Hal ini disebabkan oleh nilai Movement A4 yang sangat baik (3, dikonversi menjadi TFN (3,5,7)), sehingga sangat selaras dengan bobot tinggi yang diberikan pada kriteria tersebut. Nilai D_i^+ yang kecil (0,15) menunjukkan bahwa A4 sangat dekat dengan solusi ideal, sedangkan nilai D_i^- yang besar (0,72) menandakan bahwa A4 cukup jauh dari skenario terburuk. Alternatif 3 (A3) berada di peringkat kedua ($CC_i = 0,52$) berkat nilai Life dan Defense yang kuat, meskipun pengaruhnya melemah karena kedua kriteria tersebut hanya memiliki bobot masing-masing 5%. Sementara itu, Alternatif 1 (A1) tampil kurang baik ($CC_i = 0,13$) karena memperoleh skor rendah di semua kriteria.

Table 7. Hasil siang hari

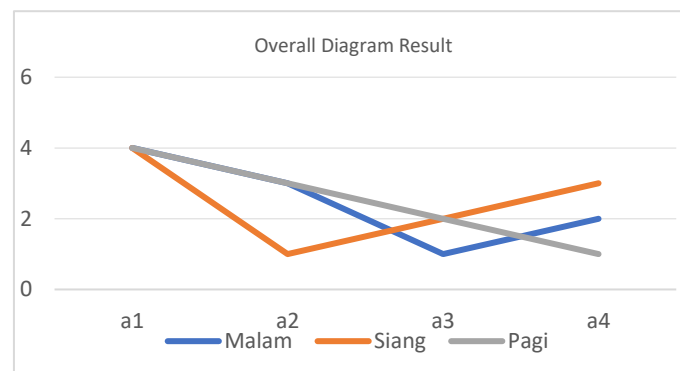
Alt	D_i^+	D_i^-	CC_i	Rank
A1	0.95	0.08	0.08	4
A2	0.1	0.92	0.9	1
A3	0.35	0.65	0.65	2
A4	0.7	0.25	0.26	3

Pada Tabel 6, nilai Height (0,60) dan Life (0,36) menjadi faktor dominan. Alternatif 2 (A2) menempati peringkat tertinggi ($CC_i = 0,90$) berkat nilai Height yang optimal (116 cm \rightarrow TFN (7,9,9)) serta skor Life yang cukup baik (2). Nilai D_i^+ yang sangat kecil (0,10) menunjukkan bahwa A2 sangat dekat dengan solusi ideal. Alternatif 3 (A3) berada di posisi kedua ($CC_i = 0,65$), didukung oleh skor Life yang tinggi (4), namun tinggi badannya yang lebih besar (133 cm \rightarrow TFN (3,5,7)) memberikan penalti. Alternatif 4 (A4) berada di posisi ketiga ($CC_i = 0,26$) karena nilai Height-nya yang buruk (163 cm, terburuk di antara semua alternatif). Sementara itu, Alternatif 1 (A1) tetap berada di posisi terakhir ($CC_i = 0,08$) akibat tinggi badannya yang besar (160,1 cm) serta skor Life dan Defense yang rendah, sehingga dianggap kurang sesuai.

Table 8. Hasil malam hari

Alt	D_i^+	D_i^-	CC_i	Rank
A1	0.98	0.05	0.05	4
A2	0.6	0.4	0.4	3
A3	0.12	0.95	0.89	1
A4	0.45	0.55	0.55	2

Dalam Tabel 7, dengan Defense (0,80) sebagai faktor penentu, Alternatif 3 (A3) mendominasi ($CC_i = 0,89$) karena memiliki nilai Defense maksimum (4 \rightarrow TFN (5,7,9)). Nilai D_i^+ yang sangat kecil (0,12) dan D_i^- yang besar (0,95) menunjukkan kesesuaiannya yang hampir sempurna dengan solusi ideal. A4 ($CC_i = 0,55$) menempati peringkat kedua karena nilai Defense-nya sedang (3 \rightarrow TFN (3,5,7)). A2 ($CC_i = 0,40$) dan A1 ($CC_i = 0,05$) berada di posisi terbawah karena memiliki skor Defense yang lemah (masing-masing 2 dan 1)..



Gambar 9 . hasil dari setiap waktu

Gambar 9 menunjukkan hasil analisis GA-TOPSIS yang bervariasi berdasarkan tiga skenario pembobotan: Pada pagi hari, A4 menempati peringkat tertinggi ($CC_i = 0,83$) berkat nilai Movement yang kuat, sementara A1 berada di posisi terbawah. Pada siang hari, A2 menjadi yang terbaik ($CC_i = 0,90$) karena memiliki nilai Height yang optimal, sehingga A4 turun ke peringkat ketiga. Pada malam hari, A3 mendominasi ($CC_i = 0,89$) berkat nilai Defense tertinggi, sedangkan A1 tetap menjadi alternatif dengan performa terendah. Studi ini menunjukkan bahwa perubahan prioritas bobot secara signifikan mempengaruhi hasil akhir, dengan penggunaan TFN yang efektif dalam menstandarkan data sehingga peringkat menjadi lebih andal.

KESIMPULAN

Penelitian ini menerapkan metode GA-TOPSIS, yang mengombinasikan optimasi bobot kriteria menggunakan Genetic Algorithm dengan perankingan alternatif menggunakan TOPSIS, untuk menentukan karakter terbaik dalam game endless runner. Hasil analisis menunjukkan bahwa perubahan prioritas kriteria secara signifikan memengaruhi hasil pemilihan karakter, di mana A4 unggul pada skenario pagi (Movement prioritas), A2 pada siang hari (Height prioritas),

dan A3 pada malam hari (Defense prioritas).

Metode GA-TOPSIS terbukti efektif dalam menghasilkan peringkat alternatif yang adaptif terhadap perubahan bobot, serta mampu memberikan keputusan yang lebih objektif dan optimal. Temuan ini menunjukkan potensi GA-TOPSIS sebagai pendekatan yang fleksibel dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis multi-kriteria dalam lingkungan dinamis seperti game..

REFERENSI

- [1] S. Gillingham and P. C. Lee, "People and protected areas," 2003, *umb.no*. [Online]. Available: e:%5C!Aktuell 10.02.2022%5CCitavi 6x%5CPromotion%5CCitavi Attachments%5CGillingham und Lee (2003) - Perception of wildlife crop-damage conflict, Selous Game Reserve, Tanzania.pdf
- [2] R. JANNAH, *Pengembangan Permainan Tic Tac Toe Untuk Meningkatkan Kemampuan Literasi Siswa Kelas 2 SD Negeri 1 Lembang Cina Kabupaten Bantaeng*. eprints.unm.ac.id, 2023. [Online]. Available: <http://eprints.unm.ac.id/33954/>
- [3] S. B. Purwanti and N. Ekawati, "Fuzzy Logic Menentukan Kepuasan Masyarakat Terhadap Kinerja Pegawai Kecamatan," *Comput. Sci. Ind. ...*, 2019, [Online]. Available: <https://mail.puterabatam.com/index.php/comasiejournal/article/view/1567>
- [4] S. Katoch, S. S. Chauhan, and V. Kumar, "A review on genetic algorithm: past, present, and future," 2021, *Springer*. doi: 10.1007/s11042-020-10139-6.
- [5] C. Mazoukh *et al.*, "Genetic algorithm-enhanced microcomb state generation," 2024, *nature.com*. doi: 10.1038/s42005-024-01558-0.
- [6] A. F. Gad, "PyGAD: an intuitive genetic algorithm Python library," *Multimed. Tools Appl.*, vol. 83, no. 20, pp. 58029–58042, 2024, doi: 10.1007/s11042-023-17167-y.
- [7] Y. Wang, P. Liu, and Y. Yao, "BMW-TOPSIS: A generalized TOPSIS model based on three-way decision," *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 607, pp. 799–818, 2022, doi: 10.1016/j.ins.2022.06.018.
- [8] S. Singh, V. Agrawal, K. K. Saxena, and K. A. Mohammed, "Optimization on Manufacturing Processes at Indian Industries Using TOPSIS," 2023, *op.niscpr.res.in*. doi: 10.56042/ijems.v1i1.61931.
- [9] H. Q. Nguyen, V. T. Nguyen, D. P. Phan, Q. H. Tran, and N. P. Vu, "Multi-Criteria Decision Making in the PMEDM Process by Using MARCOS, TOPSIS, and MAIRCA Methods," 2022, *mdpi.com*. doi: 10.3390/app12083720.
- [10] S. Setiawansyah, "Sistem Pendukung Keputusan Rekomendasi Tempat Wisata Menggunakan Metode TOPSIS," *J. Ilm. Inform. dan Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 2, pp. 54–62, 2022, doi: 10.58602/jima-ilkom.v1i2.8.
- [11] C. Danuputri, L. Hakim, W. S. Susilo, and F. D. Samuel, "Kontrol Pemakaian Peralatan Elektronik Berbasis Mikrokontroler Dan Algoritma Fuzzy Mamdani," *J. Resist. (Rekayasa Sist. Komputer)*, vol. 3, no. 2, pp. 94–107, 2020, doi: 10.31598/jurnalresistor.v3i2.646.