

## Pemilihan *Skill* Terbaik Menggunakan TOPSIS Berbasis OWA Untuk *Game*

<sup>1,2,a,\*</sup>Fresy Nugroho, <sup>1,b</sup>Muhammad Zidan, <sup>1,c</sup>Tri Mukti Lestari, <sup>3,d</sup>Dwi Pebrianti

<sup>1</sup> Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim, Malang

<sup>2</sup> Teknik Mesin, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim, Malang

<sup>3</sup> Department of Mechanical Aerospace Engineering, International Islamic University, Malaysia

<sup>a,\*</sup> [fresy@ti.uin-malang.ac.id](mailto:fresy@ti.uin-malang.ac.id), <sup>b</sup>200605110051@student.uin-malang.ac.id, <sup>c</sup>trimuktilestari@ti.uin-malang.ac.id,  
<sup>d</sup>dwipebrianti@iium.edu.my

**Abstract** - The development of modern games, particularly in the Role-Playing Game (RPG) genre, presents new challenges for players in determining effective strategies through skill selection. The large number of available skills with diverse characteristics, combined with the dynamic nature of battle scenarios, often makes it difficult for players to choose the most optimal strategy. To address this issue, this study proposes a skill recommendation system for the game *Pedjoeang* by integrating the Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) with Ordered Weighted Averaging (OWA). This integration leverages the strength of TOPSIS in calculating relative closeness to the ideal solution while utilizing OWA's flexibility in adaptively distributing weights across decision criteria. The system evaluates six skill alternatives against six criteria, with weights determined by OWA calculations. Experimental results show that Skill 5 achieved the highest closeness coefficient (0.4846) and ranked first, while Skill 4 obtained the lowest score (0.4538) and ranked last. Furthermore, comparisons between conventional TOPSIS and the proposed TOPSIS-OWA method reveal ranking differences, particularly for Skill 3 and Skill 4, demonstrating that OWA enhances system sensitivity to specific criteria. The primary contribution of this research is to demonstrate the effectiveness of integrating OWA into TOPSIS for game-based recommendation systems, producing results that are more responsive and context-aware. These findings enrich the literature on multi-criteria decision-making in interactive environments and highlight the potential for application to other game genres with higher complexity. Beyond its academic contribution, the proposed approach can improve player experience by offering more adaptive skill recommendations, supporting strategic decision-making in dynamic gameplay.

**Keywords** —*Game, Ordered Weighted Averaging, Technique for Order Performance by Similarity to Ideal Solution, OWA-TOPSIS, skill*

**Abstrak**— Perkembangan game modern, khususnya pada genre Role Playing Game (RPG), menghadirkan tantangan baru bagi pemain dalam menentukan strategi yang efektif melalui pemilihan skill. Banyaknya pilihan skill dengan karakteristik beragam, ditambah dengan dinamika situasi pertempuran, sering kali menyulitkan pemain dalam memilih strategi yang paling optimal. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan sistem rekomendasi skill pada game *Pedjoeang* dengan mengintegrasikan metode Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) dan Ordered Weighted Averaging (OWA). Integrasi ini memanfaatkan keunggulan TOPSIS dalam menghitung kedekatan relatif terhadap solusi ideal, sekaligus fleksibilitas OWA dalam mendistribusikan bobot kriteria secara lebih adaptif. Sistem ini mengevaluasi enam alternatif skill terhadap enam kriteria, dengan bobot kriteria ditentukan melalui perhitungan OWA. Hasil pengujian menunjukkan bahwa Skill 5 memperoleh nilai closeness coefficient tertinggi (0,4846) dan menempati peringkat pertama, sedangkan Skill 4 mendapatkan nilai terendah (0,4538) dan berada pada peringkat terakhir. Selain itu, perbandingan antara TOPSIS konvensional dengan metode TOPSIS-OWA menunjukkan adanya perbedaan peringkat, khususnya pada Skill 3 dan Skill 4, yang membuktikan bahwa penerapan OWA meningkatkan sensitivitas sistem terhadap kriteria tertentu. Kontribusi utama penelitian ini adalah membuktikan efektivitas integrasi OWA pada metode TOPSIS dalam sistem rekomendasi berbasis game, yang mampu menghasilkan rekomendasi lebih adaptif dan kontekstual. Temuan ini memperkaya literatur mengenai pengambilan keputusan multikriteria di lingkungan interaktif serta membuka peluang penerapan pada genre game lain dengan kompleksitas lebih tinggi. Lebih jauh, pendekatan ini dapat meningkatkan pengalaman pemain melalui rekomendasi skill yang lebih cerdas, sehingga mendukung pengambilan keputusan strategis dalam gameplay yang dinamis.

**Kata Kunci**—*Ordered Weighted Averaging, Permainan, Technique for Order Performance by Similarity to Ideal Solution, OWA-TOPSIS, skill*

## I. PENDAHULUAN

Saat ini, *game* dianggap sebagai bentuk ekspresi budaya, karya seni dan media sosial. Didalamnya disediakan wadah untuk berinteraksi berkolaborasi dan lainnya bagi pemain *game* tersebut[1]. Di Indonesia perkembangan produksi *game* terus meningkat, dan bisa dibilang secara tidak langsung industri *game* turut menyumbang bertambahnya lapangan pekerjaan dan dapat menjadikan hal itu sebagai kebanggaan nasional terhadap industri kreatif[2]. RPG (*Role Playing Game*) adalah salah satu dari sekian banyak *genre game* yang telah beredar saat ini. Dalam *game* RPG pemain akan memerankan sebuah karakter dalam cerita, karakter tersebut dapat berinteraksi dengan lingkungan yang ada pada *game* tersebut[3]. Biasanya di dalam *game* RPG dibutuhkan pemikiran yang mendalam mengenai strategi untuk memainkannya, tetapi meskipun begitu *genre* RPG tetap disukai oleh semua kalangan[4].

Seiring berkembangnya zaman, beberapa *genre game* memiliki *sub-genrenya* sendiri. Salah satu *sub-genre* dari *game* RPG adalah *Turn-Based*, di mana sistem pertempuran dilakukan secara bergiliran, memungkinkan pemain dan musuh untuk secara bergantian melakukan aksi seperti menyerang. Untuk membantu pemain mengalahkan musuh dalam *game* RPG *Turn-Based*, sistem rekomendasi dapat menjadi elemen yang penting. Sistem ini bisa menyarankan penggunaan keterampilan karakter secara efektif sesuai dengan musuh yang dihadapi [5]. Penelitian sebelumnya secara khusus membahas *genre Role Playing Game (RPG)* melalui pengembangan sistem rekomendasi multi-kriteria untuk membantu pemain memilih in-app purchase (IAP) yang sesuai dengan gaya bermain, sekaligus mengintegrasikan teknologi *Non-Fungible Token (NFT)* guna meningkatkan keamanan aset digital pemain[6].

Beberapa penelitian terdahulu telah membahas penerapan sistem rekomendasi dalam konteks permainan video, khususnya pada *genre* kompetitif dan online battle arena. Penelitian sebelumnya mengembangkan sistem rekomendasi menggunakan *collaborative filtering* untuk menyarankan champion pada permainan *League of Legends*, yang berfokus pada pemilihan karakter optimal berdasarkan pola permainan pengguna dan riwayat pertandingan[7]. Kemudian, *DraftRec* memperluas pendekatan ini dengan mengintegrasikan rekomendasi yang bersifat personalisasi untuk meningkatkan peluang kemenangan dalam permainan *multi-player online battle arena (MOBA)*, menggunakan data strategi tim dan kondisi pertandingan[8]. Selanjutnya, penelitian memfokuskan pada prediksi *player churn* dan disengagement pada permainan strategi daring berbasis *freemium* dengan memanfaatkan data aktivitas pengguna[9]. Di sisi lain, mengusulkan model rekomendasi susunan tim (*lineup*) pada permainan *Dota 2* berbasis *Bidirectional LSTM* yang memprediksi komposisi karakter terbaik untuk meningkatkan peluang kemenangan[10]. Meskipun penelitian-penelitian tersebut menunjukkan kemajuan signifikan dalam penerapan sistem rekomendasi di dunia gim, sebagian besar berfokus pada konteks gim daring berbasis tim (*team-based online games*) dan strategi MOBA. Pendekatan yang digunakan umumnya mengandalkan pembelajaran mesin atau metode filtering berbasis data historis.

Sejumlah penelitian sebelumnya telah mengkaji penggunaan metode Multi-Criteria Decision Making (MCDM) dalam konteks game maupun sistem rekomendasi. Misalnya, [11] menerapkan analisis peran di lapangan dalam sepak bola: dengan menerapkan MCDM Cerdas dengan Informasi Fuzzy, sementara [12] memilih kapten yang dioptimalkan menggunakan sintesis perilaku pemain berbasis difusi dan Pengambilan Keputusan Multikriteria dengan metode Dombi-AHP dan PROMETHEE. Di sisi lain, penelitian [13] sistem pendukung keputusan Fuzzy Intuisi berbasis Metode WASPAS digunakan untuk pemilihan pemain basket dan lapangan basket untuk menghasilkan kinerja maksimal. Penelitian lain, [14] mengusulkan hibrida untuk peringkat elemen gamifikasi berbasis lima faktor kepribadian menggunakan Neutrosophic MCDM. Peneliti lain, [15] mengajukan pemilihan solusi non-dominan optimal dengan kecerdasan buatan dalam Permainan Serious. Namun, sejauh pengetahuan penulis, belum ada penelitian yang secara spesifik mengintegrasikan TOPSIS dengan OWA dalam konteks pemilihan skill pada RPG, khususnya dengan fokus pada game lokal seperti *Pedjoeang*. Inilah gap penelitian yang hendak dijawab dalam studi ini.

Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang hanya mengandalkan TOPSIS konvensional, penelitian ini menekankan pada fleksibilitas bobot kriteria melalui OWA, yang memungkinkan sistem menyesuaikan sensitivitas terhadap preferensi pemain. Kontribusi utama penelitian ini adalah pada konteks:

1. Integrasi OWA–TOPSIS untuk pemilihan skill RPG.
2. Pengujian numerik dengan enam skill dan enam kriteria evaluasi, bukan hanya studi konseptual.
3. Analisis perbandingan antara TOPSIS konvensional dan TOPSIS–OWA untuk menunjukkan efek sensitivitas bobot.

Kebaruan penelitian ini terletak pada:

1. Integrasi OWA dengan TOPSIS untuk membangun sistem rekomendasi skill yang lebih adaptif.
2. Penerapan pada game RPG lokal (*Pedjoeang*), yang jarang menjadi objek penelitian akademik.
3. Analisis sensitivitas bobot sebagai kontribusi metodologis, membedakan penelitian ini dari studi sebelumnya yang hanya menampilkan peringkat akhir.

Secara praktis, hasil penelitian ini dapat membantu pemain memperoleh rekomendasi skill yang lebih adaptif, sehingga meningkatkan pengalaman bermain dan efektivitas strategi. Bagi pengembang game, integrasi TOPSIS–OWA dapat digunakan sebagai modul rekomendasi untuk mendukung personalisasi strategi pemain. Secara teoretis, penelitian ini memperkaya literatur MCDM dengan menunjukkan bahwa fleksibilitas bobot melalui OWA dapat meningkatkan kualitas rekomendasi pada konteks interaktif.

Penulis mengembangkan suatu sistem rekomendasi yang mampu menghitung dan menganalisis berbagai alternatif dalam pemilihan *skill* yang bervariasi dengan menerapkan metode TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*) yang berbasis OWA (*Ordered Weighted Averaging*). Metode OWA dapat digunakan untuk menggabungkan hasil dari perhitungan kriteria berdasarkan bobot yang telah ditentukan. OWA memungkinkan penulis untuk mengatur tingkat ketidakpastian dalam pemilihan *skill* karakter, sehingga sistem rekomendasi dapat memberikan rekomendasi yang lebih fleksibel dan sesuai dengan preferensi pemain[16].

## II. METODE PENELITIAN

### A. Metode

Penelitian ini mengimplementasikan metoda TOPSIS berbasis OWA dalam *Decision Support System* (DSS). DSS merupakan sistem komputer atau perangkat lunak yang dimaksudkan untuk membantu dalam situasi tertentu untuk membuat keputusan[17]. Penggunaan DSS dalam game, telah diteliti oleh Grgičević dkk, dalam Layanan Lalu Lintas kapal maritim: solusi permainan polimatriks[18]. Begitu juga kajian mendalam dilakukan Yao, dkk, DSS digunakan untuk perpindahan jalur berdasarkan permainan Stackelberg dan informasi aliran lalu lintas[19]. TOPSIS adalah salah satu metode yang digunakan untuk menyelesaikan masalah *Multi Attribute Decision Making* (MADM)[20][21][22]. Pada TOPSIS Alternatif yang dipilih didasarkan pada jarak terkecil dari solusi ideal positif dan jarak terjauh dari solusi ideal negatif. Namun, alternatif yang paling dekat (jarak terdekat) dengan solusi ideal positif tidak selalu mempunyai jarak terbesar dari solusi ideal negatif[23][24].

1. Membuat matriks keputusan yang ternormalisasi.
2. Membuat matriks keputusan yang ternormalisasi terbobot.
3. Membuat matriks solusi ideal positif dan matriks solusi ideal negatif.
4. Menentukan jarak antara nilai setiap alternatif dengan matriks solusi ideal positif dan matriks solusi ideal negatif.
5. Menentukan nilai preferensi untuk setiap alternatif.

Sejak diperkenalkan *Ordered Weighted Averaging* (OWA) pada tahun 1988 hingga hari ini[25], operator ini telah digunakan untuk menggabungkan berbagai sikap pengambil keputusan untuk menghasilkan keputusan keseluruhan[26][27]. Menurut[28][29] operator OWA di definisikan sebagai berikut:

1. OWA berdimensi  $n$  adalah pemetaan dari  $F: R^n \rightarrow R$  yang memiliki asosiasi vektor pembobotan, sehingga  $w_i \in [0, 1], 1 \leq i \leq n, \sum_{i=1}^n w_i = 1$  dan dapat dirumuskan:

$$F(a_1, \dots, a_n) = \sum_{j=1}^n w_j b_j = w_1 b_1 + \dots + w_n b_n \quad (1)$$

Dimana  $b_j$  adalah elemen terbesar  $j$  dari kumpulan objek  $a_1, a_2, \dots, a_n$

2. Subset fuzzy  $Q$  dari unit interval disebut dengan pembilang Regular Growing Monotone (RIM), jika memenuhi kondisi berikut

- a.  $Q(0) = 0$ ,
- b.  $Q(1) = 1$ ,
- c.  $Q(x) \geq Q(y)$ , if  $x > y$ .

RIM dapat digunakan untuk menyatakan istilah seperti 'semua', 'sebagian besar', 'banyak' dan 'setidaknya k', di mana k adalah bilangan bulat. Quantifier yang sering digunakan adalah  $Q(x) = x\alpha$ ,  $\alpha \geq 0$  dimana bobotnya dihitung sebagai berikut:

$$w_i = Q\left(\frac{i}{n}\right) - Q\left(\frac{i-1}{n}\right), i = 1, \dots, n \quad (2)$$

Dengan menggunakan rumus tersebut dan pemilihan  $\alpha$  yang tepat, dapat dimodelkan berbagai aturan linguistik.

Sehingga dalam penelitian ini tahapan dari TOPSIS berbasis OWA adalah sebagai berikut:

- a. Menentukan alternatif.
  - b. Menentukan kriteria.
  - c. Menentukan matriks keputusan.
  - d. Normalisasi matriks keputusan.
  - e. Perhitungan untuk menemukan solusi ideal positif (PIS) dan solusi ideal negatif (NIS).
  - f. Perhitungan untuk menemukan koefisien kedekatan.
  - g. Perankingan alternatif.
3. Berikut adalah *pseudocode* yang menjelaskan langkah-langkah yang diperlukan untuk melakukan perhitungan tersebut:

```
Inisialisasi
    • Ambil data alternatif dan kriteria.
    • Tentukan parameter  $p$ ,  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$ , dan bobot ( $w$ ).
    • Jika bobot tidak ditentukan, isi dengan bobot sama rata.
Normalisasi matriks keputusan
    • Lakukan normalisasi min-max pada setiap kolom data.
    • Kalikan hasil normalisasi dengan bobot kriteria.
Tentukan Solusi Ideal Positif (PIS) dan Negatif (NIS)
    • Untuk kriteria tipe benefit → PIS = nilai maksimum, NIS = nilai minimum.
    • Untuk kriteria tipe cost → PIS = nilai minimum, NIS = nilai maksimum.
Hitung Similaritas terhadap PIS dan NIS menggunakan SimLP-OWA
    • Buat matriks Ideal yang nilainya sama dengan PIS atau NIS.
    • Hitung similarity measure antara setiap alternatif dan solusi ideal.
    • Tentukan bobot OWA menggunakan fungsi Rim1.
    • Hitung total similarity setiap alternatif menggunakan OWA aggregation.
Hitung Closeness Coefficient
    • Rumus:  $CC = SPIS / (SPIS + SNIS)$ 
      ( $SPIS = \text{Similarity to PIS}$ ,  $SNIS = \text{Similarity to NIS}$ ).
Keluaran
    • Tampilkan nilai CC untuk setiap alternatif.
    • Lakukan pemeringkatan berdasarkan CC (semakin tinggi → semakin baik).
```

---

*Pseudocode* diatas menggambarkan langkah-langkah yang diperlukan untuk menghitung metode TOPSIS berbasis OWA. Pertama-tama, fungsi topsissimowa menerima data keputusan, kriteria keuntungan atau biaya, serta parameter lainnya seperti  $p$ ,  $\alpha_1$ , dan  $\alpha_2$ . Pada langkah pertama di dalam fungsi ini, dilakukan normalisasi matriks keputusan untuk mengubah nilai-nilai dalam matriks ke skala antara 0 hingga 1, dengan tujuan mengatasi perbedaan skala antar kriteria. Selanjutnya, nilai-nilai dari matriks yang telah dinormalisasi ini digunakan untuk menghitung nilai PIS (*Positive Ideal Solution*) dan NIS (*Negative Ideal Solution*) berdasarkan kategori kriteria keuntungan atau biaya.

Setelah nilai PIS dan NIS dihitung, langkah selanjutnya adalah menghitung *Similarity to Positive Ideal Solution* (SPIS) dan *Similarity to Negative Ideal Solution* (SNIS) dengan menggunakan fungsi simLPowa. Fungsi ini menghasilkan bobot untuk OWA menggunakan RIM *quantifier* dan mengagregasi matriks *similarity* yang telah dihitung sebelumnya. Bobot yang dihasilkan akan digunakan untuk menghitung *Closeness Coefficients* ( $cc$ ) untuk setiap alternatif, yang merupakan ukuran seberapa dekat atau baiknya sebuah alternatif terhadap solusi ideal positif dan seberapa jauh atau buruknya alternatif tersebut dari solusi ideal negatif.

#### B. Desain Sistem

Rancangan sistem untuk penerapan metode TOPSIS berbasis OWA dalam *game Pedjoeang* mencakup sejumlah elemen utama, meliputi struktur dan mekanisme yang digunakan dalam implementasi metode tersebut. Proses perancangan dilakukan setelah tahap analisis sistem selesai serta diperoleh keputusan untuk menggunakan metode TOPSIS berbasis OWA. Salah satu keluaran dari tahap perancangan ini adalah diagram alur kerja sistem dalam bentuk blok diagram yang memuat tahapan proses rekomendasi *skill* di dalam *game Pedjoeang*.

Diagram ini memvisualisasikan secara sistematis setiap langkah yang terjadi dalam proses rekomendasi *skill*, mulai dari penerimaan data masukan, analisis menggunakan metode TOPSIS berbasis OWA, hingga keluaran berupa rekomendasi *skill*. Visualisasi ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang jelas mengenai hubungan antar komponen sistem, serta menjelaskan bagaimana proses tersebut menghasilkan rekomendasi *skill* yang optimal untuk membantu pemain menghadapi musuh dalam permainan. Berikut merupakan diagram desain sistem yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Desain sistem

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Uji coba dilakukan dalam battlescene pada *game* Pedjoeang untuk pemilihan *skill* terbaik menggunakan metode TOPSIS berbasis OWA. Pada tahap ini, perhitungan yang telah ditampilkan sebelumnya diimplementasikan dengan membuatnya sesuai kebutuhan yang telah ditetapkan, kemudian membuat program:

#### A. Alternatif

Data alternatif berisikan himpunan alternatif atau kandidat yang akan dievaluasi atau dibandingkan untuk mengambil keputusan. Setiap alternatif merepresentasikan suatu opsi atau solusi yang memiliki atribut atau kriteria relevan terhadap permasalahan yang sedang ditangani. secara umum mengadaptasi mekanisme dan konsep *skill* dalam *game* bergenre *Multiplayer Online Battle Arena* (MOBA). Setiap *skill* memiliki peran strategis yang berbeda, seperti memberikan efek serangan jarak jauh, serangan area, peningkatan atribut, atau efek kontrol terhadap lawan. Masing-masing alternatif dijabarkan melalui serangkaian nilai atribut yang menggambarkan kinerjanya terhadap kriteria tertentu. Disini data alternatif merupakan kumpulan *skill* yang dimiliki oleh karakter. Berikut alternatif yang digunakan dalam *game* Pedjoeang tercantum pada Tabel 1.

Tabel 1. Alternatif

No	Alternatif	Makna
1	A1	<i>Skill</i> 1 (Portal Kehidupan)
2	A2	<i>Skill</i> 2 (Topan Kegelapan)
3	A3	<i>Skill</i> 3 (Aura Alam)
4	A4	<i>Skill</i> 4 (Bayangan Maut)
5	A5	<i>Skill</i> 5 (Bola Maut)
6	A6	<i>Skill</i> 6 (Cakra Emas)

**B. Kriteria**

Kriteria merupakan atribut atau faktor-faktor yang digunakan untuk mengevaluasi alternatif atau solusi yang tersedia. Kriteria merupakan atribut atau faktor yang digunakan untuk mengevaluasi setiap alternatif yang tersedia. Kriteria ini ditetapkan berdasarkan aspek-aspek yang relevan dengan masalah atau keputusan yang akan diambil. Dengan mempertimbangkan kriteria ini, player dapat membuat keputusan yang lebih tepat dalam memilih *skill* yang sesuai dengan situasi pertempuran di *game* Pedjoeang.

Daftar kriteria yang digunakan pada penelitian ini disajikan pada Tabel 2. Dalam tabel tersebut, kriteria dibedakan berdasarkan jenisnya, yaitu kriteria tipe *max (benefit)* dan tipe *min (cost)*. Kriteria tipe *max* mengindikasikan bahwa semakin tinggi nilai kriteria tersebut, semakin baik kontribusinya terhadap evaluasi keseluruhan. Sebagai contoh, semakin tinggi nilai *Skill Effectiveness*, maka semakin efektif pula *skill* tersebut digunakan dalam pertempuran. Sebaliknya, kriteria tipe *min* menunjukkan bahwa semakin tinggi nilainya, semakin rendah kualitasnya dalam evaluasi. Contohnya, semakin besar nilai *Skill Energy Cost*, semakin banyak energi yang dibutuhkan untuk mengaktifkan *skill* tersebut, sehingga dapat mengurangi efisiensi pemain dalam pertempuran. Pemahaman perbedaan tipe kriteria ini sangat penting untuk menentukan prioritas pengembangan atau perbaikan sistem.

Tabel 2. Kriteria

No	Kriteria	Makna	Jenis kriteria
1	K1	<i>Enemy Health Point</i>	<i>Min</i>
2	K2	<i>Skill Effectiveness</i>	<i>Max</i>
3	K3	<i>Blue Attack</i>	<i>Max</i>
4	K4	<i>Red Attack</i>	<i>Max</i>
5	K5	<i>Green Attack</i>	<i>Max</i>
6	K6	<i>Skill Energy Cost</i>	<i>Min</i>

**C. Matriks Keputusan**

Matriks keputusan pada penelitian ini disusun berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan penulis pada tahap eksperimen sebelumnya dalam bentuk data mentah. Setiap *skill* dievaluasi melalui serangkaian skenario pertempuran yang merepresentasikan kondisi permainan sebenarnya, sehingga diperoleh data kuantitatif yang mencerminkan kinerja masing-masing *skill* terhadap setiap kriteria yang telah ditetapkan sebagaimana tercantum pada Tabel 3.

Tabel 3. Data mentah

No	Alternatif	K1	K2	K3	K4	K5	K6
1	<i>Skill 1</i>	100	13	7	6	7	70
2	<i>Skill 2</i>	100	25	8	7	6	60
3	<i>Skill 3</i>	100	12	5	7	7	10
4	<i>Skill 4</i>	100	18	6	7	6	20
5	<i>Skill 5</i>	100	10	7	8	6	13
6	<i>Skill 6</i>	100	11	7	7	6	10

Proses penentuan nilai pada matriks ini dilakukan secara terukur melalui pengamatan, pencatatan, dan analisis hasil percobaan. Nilai yang dihasilkan merupakan representasi tingkat performa *skill* terhadap kriteria tertentu, dengan skala penilaian mulai dari 1 hingga 5. Skala ini menggambarkan tingkat kepentingan relatif dari masing-masing kriteria dalam menilai *skill* yang tersedia. Nilai 1 merepresentasikan kepentingan yang sangat rendah, sedangkan nilai 5 menunjukkan kepentingan yang sangat tinggi. Variasi nilai antar-*skill* pada setiap kriteria menunjukkan adanya perbedaan karakteristik, efektivitas, dan kontribusi strategis masing-masing *skill* dalam *game* sebagaimana tercantum pada Tabel 4.

Tabel 4. Matriks keputusan

No	Alternatif	K1	K2	K3	K4	K5	K6
1	<i>Skill 1</i>	4	5	2	4	1	5

2	<i>Skill 2</i>	4	1	3	3	2	3
3	<i>Skill 3</i>	4	4	3	5	2	5
4	<i>Skill 4</i>	4	2	4	5	4	4
5	<i>Skill 5</i>	4	5	3	2	3	3
6	<i>Skill 6</i>	4	3	5	2	3	5

**D. Bobot**

Pada salah satu scene yang diujikan, diperoleh bobot kriteria sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 5. Bobot terbesar diberikan kepada kriteria *Skill Effectiveness* (0,3056), yang mengindikasikan bahwa efektivitas *skill* menjadi faktor paling dominan dalam proses pemilihan. Kriteria *Blue Attack* (0,2500) dan *Red Attack* (0,1944) menempati urutan berikutnya, yang menunjukkan bahwa kekuatan serangan berwarna biru dan merah juga menjadi pertimbangan penting dalam strategi pertempuran. Selanjutnya, kriteria *Green Attack* memiliki bobot sebesar 0,1389, yang menunjukkan tingkat kepentingan sedang. *Enemy Health Point* memiliki bobot 0,0833, menandakan bahwa kondisi kesehatan musuh tetap diperhitungkan, tetapi tidak menjadi faktor utama. Adapun *Skill Energy Cost* memiliki bobot terendah (0,0278), yang berarti biaya energi dianggap kurang signifikan dibandingkan kriteria lainnya dalam konteks *scene* yang dimaksud.

Tabel 5. Bobot

No	Kriteria	Bobot
1	<i>Enemy Health Point</i>	0.08333333
2	<i>Skill Effectiveness</i>	0.30555556
3	<i>Blue Attack</i>	0.25
4	<i>Red Attack</i>	0.19444444
5	<i>Green Attack</i>	0.13888889
6	<i>Skill Energy Cost</i>	0.02777778

**E. Perhitungan TOPSIS - OWA**

Pada tahap ini, perhitungan dilakukan untuk menemukan *Closeness Coefficient*, PIS (*Positive Ideal Solution*), dan NIS (*Negative Ideal Solution*). *Closeness Coefficient* mengindikasikan seberapa dekat setiap alternatif dengan solusi ideal positif (PIS) dan seberapa jauh dari solusi ideal negatif (NIS). *Closeness Coefficient* memberikan gambaran tentang seberapa baik atau buruknya performa relatif setiap alternatif dalam konteks kriteria yang telah ditetapkan. PIS mencerminkan nilai maksimum yang dapat dicapai oleh setiap kriteria, sementara NIS mencerminkan nilai minimum yang diinginkan. Oleh karena itu, *Closeness Coefficient* menyajikan ukuran sejauh mana setiap alternatif mendekati solusi ideal positif dan sejauh mana terpisah dari solusi ideal negatif. Dari hasil *Closeness Coefficient* akan didapatkan perankingan terbaik dari alternatif pada *game* Pedjoeang.

Tabel 6. Hasil

No	Alternatif	<i>Closeness Coefficient</i>	Ranking
1	<i>Skill 1</i>	0.4683	3
2	<i>Skill 2</i>	0.4721	2
3	<i>Skill 3</i>	0.4675	4
4	<i>Skill 4</i>	0.4538	6
5	<i>Skill 5</i>	0.4846	1
6	<i>Skill 6</i>	0.4660	5

Berdasarkan hasil perhitungan yang tersaji pada Tabel 6, Berdasarkan hasil perhitungan *closeness coefficient*, diperoleh peringkat *skill* sebagai berikut: *Skill 5* (0,4846) menempati posisi pertama, diikuti *Skill 2* (0,4721), *Skill 1* (0,4683), *Skill 3* (0,4675), dan *Skill 6* (0,4660). Sementara itu, *Skill 4* memiliki nilai terendah (0,4538), sehingga direkomendasikan paling akhir. Hasil ini menunjukkan adanya variasi yang cukup signifikan dalam kontribusi setiap *skill* terhadap efektivitas strategi permainan, yang berarti jaraknya relatif lebih dekat dengan NIS dibandingkan PIS. Urutan peringkat ini menjadi acuan sistem dalam merekomendasikan *skill* yang paling sesuai digunakan oleh pemain pada skenario pertempuran tertentu. Perbedaan nilai *closeness coefficient* antar *skill* yang relatif tipis (<0,02)

mengindikasikan bahwa sistem harus sensitif dalam menangani bobot kriteria. Dalam konteks ini, OWA terbukti memengaruhi hasil peringkat dengan memperbesar dampak kriteria dominan. Sebagai contoh, *Skill 3* memperoleh posisi berbeda ketika bobot dihitung dengan TOPSIS konvensional dibandingkan TOPSIS–OWA, menegaskan bahwa model berbasis OWA lebih responsif terhadap variasi preferensi. Selain itu, hasil ini memperlihatkan bahwa rekomendasi tidak bersifat statis, tetapi dapat berubah mengikuti perubahan distribusi bobot. Hal ini relevan dengan dinamika RPG, di mana kebutuhan pemain terhadap *skill* berbeda sesuai situasi pertempuran.

Hasil penelitian ini selaras dengan studi [30] yang menunjukkan bahwa bobot kriteria adaptif meningkatkan akurasi rekomendasi strategi dalam berbasis MCDM. Namun, berbeda dengan penelitian tersebut yang hanya menguji AHP pada *game multiplayer*[31], studi ini menggunakan integrasi TOPSIS–OWA yang lebih efisien dalam menghitung kedekatan relatif. Penelitian [32] tentang desain game immersif dan kepuasan berbasis model Kano dan *entropy weight* TOPSIS, sesuatu yang ditangani lebih baik oleh pendekatan OWA. Dengan demikian, penelitian ini menegaskan posisi barunya dalam literatur: menawarkan fleksibilitas bobot pada konteks RPG lokal, yang sebelumnya belum banyak dieksplorasi. Hasil yang diperoleh tidak hanya menyajikan peringkat, tetapi juga memberi pemahaman bahwa integrasi OWA ke dalam TOPSIS dapat memperkuat adaptivitas sistem rekomendasi. Secara praktis, hal ini dapat diterapkan untuk meningkatkan pengalaman pemain dengan memberikan rekomendasi skill yang sesuai dengan kondisi gameplay yang dinamis. Secara teoretis, penelitian ini menegaskan bahwa OWA dapat memperluas cakupan metode MCDM dengan memberikan sensitivitas yang lebih tinggi terhadap bobot kriteria. Berikut tampilan didalam *game* yakni pada scene melawan Jendral de Kock.



Gambar 2. Battlescene

#### F. Pengujian

Tahap pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kinerja metode *Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution* (TOPSIS) berbasis *Ordered Weighted Averaging* (OWA) yang diusulkan dengan membandingkannya terhadap metode TOPSIS konvensional. Tujuannya adalah untuk mengetahui pengaruh integrasi pembobotan OWA terhadap hasil akhir peringkat *skill* yang direkomendasikan.

Tabel 7. Pengujian

No	Alternatif	TOPSIS	Ranking	TOPSIS-OWA	Ranking
1	<i>Skill 1</i>	0.2383	3	0.4683	3
2	<i>Skill 2</i>	0.2359	4	0.4721	2
3	<i>Skill 3</i>	0.1343	6	0.4675	4
4	<i>Skill 4</i>	0.1767	5	0.4538	6
5	<b><i>Skill 5</i></b>	0.8902	1	<b>0.4846</b>	<b>1</b>
6	<i>Skill 6</i>	0.5242	2	0.4660	5

Berdasarkan Tabel 7, terdapat perbedaan dari kedua metode tersebut yakni pada ranking berdasarkan hasil tersebut, terlihat bahwa posisi peringkat mengalami perubahan, seperti *Skill 5* yang tetap berada pada peringkat pertama. Tetapi pada metode TOPSIS konvensional, *Skill 6* berada di peringkat kedua dan *Skill 2* di peringkat kedua untuk TOPSIS-OWA. Berikutnya, untuk skill 1, baik TOPSIS konvensional dan TOPSIS-OWA memiliki ranking yang sama, yaitu peringkat ketiga. Terjadi perbedaan peringkat pada *Skill 2* dan *Skill 3*. Pada metode TOPSIS konvensional, *Skill 2* berada di peringkat keempat dan *Skill 3* di peringkat keempat pada metode TOPSIS-OWA. Selanjutnya, pada ranking kelima, untuk TOPSIS konvensional berada pada skill 4, sedangkan pada TOPSIS-OWA, terdapat pada skill 6. Terakhir, ranking keenam, pada TOPSIS konvensional, terdapat pada skill 3, sedangkan untuk metode TOPSIS-OWA, ranking keenam pada skill 4.

Perbedaan ini disebabkan oleh mekanisme pembobotan OWA yang memperhitungkan urutan kontribusi nilai kriteria secara agregatif. Dalam TOPSIS konvensional, bobot kriteria bersifat tetap sehingga setiap kriteria memiliki pengaruh yang sama pada seluruh alternatif. Sebaliknya, pada TOPSIS-OWA, bobot disesuaikan berdasarkan urutan nilai kriteria yang diperoleh setiap alternatif, sehingga kriteria yang memiliki nilai relatif lebih tinggi pada suatu alternatif akan mendapatkan bobot yang lebih besar. Akibatnya, *Skill 2* yang memiliki nilai tinggi pada beberapa kriteria prioritas dalam OWA memperoleh peningkatan skor relatif, sedangkan *Skill 4* mengalami penurunan skor karena nilai kriteria utamanya berada pada urutan yang mendapatkan bobot lebih rendah. Dengan demikian, integrasi OWA memberikan fleksibilitas dalam menyesuaikan prioritas kriteria secara dinamis sesuai distribusi nilai pada setiap alternatif, yang pada akhirnya dapat memengaruhi hasil akhir peringkat.

Perubahan peringkat ini menunjukkan bahwa:

- Metode TOPSIS-OWA lebih sensitif terhadap distribusi nilai kriteria dan mampu memberikan penilaian yang lebih proporsional untuk alternatif dengan kekuatan merata pada kriteria penting.
- Alternatif yang hanya unggul pada beberapa kriteria tetapi lemah pada kriteria lain (seperti *Skill 5*) dapat mengalami penurunan nilai *closeness coefficient*, meskipun tetap dominan secara umum.
- Dalam konteks *game*, hal ini berarti rekomendasi *skill* dari TOPSIS-OWA berpotensi lebih seimbang dan adaptif terhadap situasi yang memerlukan kombinasi kemampuan.

Penelitian ini memperlihatkan bahwa integrasi OWA pada metode TOPSIS dapat memberikan hasil evaluasi yang lebih adaptif dan sensitif terhadap distribusi kriteria, bukan hanya terhadap nilai rata-rata berbobot. Hal ini penting dalam pengambilan keputusan yang memerlukan keseimbangan antar kriteria. Namun terdapat keterbatasan pada bobot OWA sangat bergantung pada parameter urutan (*order weights*) yang ditentukan di awal. Jika bobot tidak sesuai dengan konteks atau tidak terkalibrasi dengan baik, maka hasil perhitungan peringkat berpotensi bias.

#### IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem rekomendasi *skill* pada *game Pedjoeang* dengan mengintegrasikan metode *Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution* (TOPSIS) dan *Ordered Weighted Averaging* (OWA). Tujuan penelitian, yaitu memberikan rekomendasi *skill* yang lebih adaptif dan sesuai dengan preferensi pemain, telah tercapai. Hal ini dibuktikan dengan hasil perhitungan *closeness coefficient* yang menunjukkan bahwa *Skill 5* memperoleh nilai tertinggi (0,4846) dan direkomendasikan sebagai pilihan utama, sedangkan *Skill 4* memiliki nilai terendah (0,4538) dan menempati posisi terakhir. Perbandingan dengan TOPSIS konvensional juga memperlihatkan adanya perbedaan peringkat, khususnya pada *Skill 3* dan *Skill 4*, yang menegaskan bahwa penyesuaian bobot melalui OWA meningkatkan sensitivitas sistem terhadap kriteria tertentu. Dengan demikian, penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi OWA-TOPSIS mampu menghasilkan rekomendasi yang lebih responsif dan kontekstual dibandingkan metode TOPSIS konvensional. Kontribusi utama penelitian terletak pada pembuktian bahwa penggunaan OWA dapat memperkuat fleksibilitas pengambilan keputusan multikriteria dalam konteks *game RPG*. Adapun keterbatasan penelitian ini adalah ruang lingkup pengujian yang masih terbatas pada satu *game* dengan enam kriteria evaluasi, sehingga generalisasi hasil masih perlu dikaji lebih lanjut. Untuk itu,

penelitian selanjutnya disarankan melakukan pengujian lintas *game*, menambah jumlah kriteria, serta melibatkan evaluasi berbasis pengalaman nyata pemain agar sistem rekomendasi yang dikembangkan menjadi lebih komprehensif dan aplikatif.

## V. DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Qomariah, A. Rangan, and A. Yusnita, "Peningkatan Pengetahuan Pembuatan Game dalam Rangka Pengenalan Industri Kreatif pada Siswa di Madrasah Aliyah An-Nur Samarinda," *BANTENESE J. Pengabd. Masy.*, vol. 2, pp. 110–119, Dec. 2020, doi: 10.30656/ps2pm.v2i2.2872.
- [2] F. Nugroho *et al.*, "2D Game Omar's Adventure design using the Finite State Machine Method," *J. Informatics Telecommun. Eng.*, vol. 6, no. 1, pp. 18–26, 2022, doi: 10.31289/jite.v6i1.6327.
- [3] R. Kaban, F. Syahputra, and F. Fajrillah, "Perancangan Game RPG (Role Playing Game) 'Nusantara Darkness Rises,'" *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 2, no. 4, pp. 235–246, 2021, doi: 10.47065/josh.v2i4.780.
- [4] F. T. Romadhona and E. Yundra, "Pengembangan Edugame sebagai Media Pembelajaran Berbasis Role Play Game (RPG) pada Mata Pelajaran Simulasi Digital Kelas X TAV di SMKN 3 Surabaya," *Pendidik. Tek. Elektro*, vol. 07, no. 2, pp. 101–107, 2018.
- [5] M. Y. A. Muttakin, S. A. Wibowo, and R. Primaswara P., "Game Turn-Based Role Playing Game (Turn-Based Rpg) 'Grand Line' Dengan Unity Game Engine Berbasis Android Menggunakan Metode Hierarchial Dynamic Scripting," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 4, no. 2, pp. 254–261, 2020, doi: 10.36040/jati.v4i2.2705.
- [6] R. P. Pradana, M. Hariadi, R. F. Rachmadi, and Y. M. Arif, "A Multi-Criteria Recommender System For NFT Based IAP In RPG Game," *2022 Int. Semin. Intell. Technol. Its Appl. Adv. Innov. Electr. Syst. Humanit. ISITIA 2022 - Proceeding*, pp. 214–219, 2022, doi: 10.1109/ISITIA56226.2022.9855272.
- [7] T. D. Do, D. S. Yu, S. Anwer, and S. I. Wang, "Using Collaborative Filtering to Recommend Champions in League of Legends," *IEEE Conf. Comput. Intell. Games, CIG*, vol. 2020-Augus, pp. 650–653, 2020, doi: 10.1109/CoG47356.2020.9231735.
- [8] H. Lee, D. Hwang, H. Kim, B. Lee, and J. Choo, "DraftRec: Personalized Draft Recommendation for Winning in Multi-Player Online Battle Arena Games," *WWW 2022 - Proc. ACM Web Conf. 2022*, pp. 3428–3439, Apr. 2022, doi: 10.1145/3485447.3512278.
- [9] K. Rothmeier, N. Pflanzl, J. A. Hüllmann, M. Preuss, J. A. Hullmann, and M. Preuss, "Prediction of Player Churn and Disengagement Based on User Activity Data of a Freemium Online Strategy Game," *IEEE Trans. Games*, vol. 13, no. 1, pp. 78–88, Mar. 2021, doi: 10.1109/TG.2020.2992282.
- [10] L. Zhang, C. Xu, Y. Gao, Y. Han, X. Du, and Z. Tian, "Improved Dota2 Lineup Recommendation Model Based on a Bidirectional LSTM," *TUP*, 2020, doi: 10.26599/TST.2019.9010065.
- [11] L. Yan, N. Wang, and R. Chen, "Decoding On-Field Roles in Football: A Sociological Analysis Using Intelligent MCDM Algorithm With Fuzzy Information for Player Positioning and Technical-Tactical Behavior," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 32540–32563, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3540952.
- [12] K. Wang, "Optimized Captain Selection Using Diffusion-Based Player Behavior Synthesis and Multicriteria Decision Making With Intuitionistic Rough Fuzzy Under Dombi-AHP and PROMETHEE Methods," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 78471–78489, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3564619.
- [13] C. Xu and X. Yuan, "A Novel Intuitionistic Fuzzy Decision Support System Based on Extended WASPAS Method: A Case Study for the Selection of Basketball Players and Basketball Fields for Maximum Performance," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 81606–81617, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3563998.
- [14] B. W. Majzoub, M. Shaheen, and N. H. Sherief, "A Hybrid Methodology for Gamification Element Ranking Based on Big Five Traits Using Neutrosophic MCDM: Personalized Approach for Educational Games," in *2024 International Conference on Computer and Applications (ICCA)*, 2024, pp. 1–10. doi: 10.1109/ICCA62237.2024.10927846.
- [15] S. Chan, "AI-Facilitated Selection of the Optimal Nondominated Solution for a Serious Gaming Information Fusion Module," in *2024 IEEE Gaming, Entertainment, and Media Conference (GEM)*, 2024, pp. 1–6. doi: 10.1109/GEM61861.2024.10585580.

- 
- [16] N. Ghasemkhani, S. S. Vayghan, A. Abdollahi, B. Pradhan, and A. Alamri, "Urban development modeling using integrated fuzzy systems, ordered weighted averaging (OWA), and geospatial techniques," *Sustain.*, vol. 12, no. 3, p. 809, 2020, doi: 10.3390/su12030809.
- [17] Y. S. Sutyawati and B. Daniawan, "Enhancing Employee Motivation: A TOPSIS-Based Decision Support System for Incentive Allocation through Performance Evaluation," *MATICS J. Ilmu Komput. dan Teknol. Inf. (Journal Comput. Sci. Inf. Technol.)*, vol. 16, no. 1, pp. 13–18, 2024, doi: 10.18860/mat.v16i1.23921.
- [18] L. Grgičević, E. M. Coates, T. I. Fossen, R. T. Bye, and O. L. Osen, "Centralised Decision Support in Maritime Vessel Traffic Services: A Polymatrix Game Solution," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 74375–74395, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3564718.
- [19] T. Yao and H. Jin, "A Personalized Lane-Changing Decision System Based on Improved Stackelberg Game and Traffic Flow Information," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 26, no. 5, pp. 6789–6801, 2025, doi: 10.1109/TITS.2025.3531921.
- [20] E. L. Amalia, R. A. RDA, and A. N. Pratama, "Sistem Pendukung Keputusan Menentukan Lovebird Unggul dalam Perlombaan Menggunakan Metode AHP-Topsis," *Matics*, vol. 11, no. 1, p. 21, 2019, doi: 10.18860/mat.v11i1.7690.
- [21] M. Bampatsikos, I. Politis, T. Ioannidis, and C. Xenakis, "Trust Score Prediction and Management in IoT Ecosystems Using Markov Chains and MADM Techniques," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, vol. 71, no. 1, pp. 862–882, 2025, doi: 10.1109/TCE.2025.3531045.
- [22] W. A. Khan, M. Bushra, T. T. Nguyen, M. H. Pham, and H. van Pham, "Some Novel Concepts of Bipolar Picture Fuzzy Influence Graphs Models With Application Toward MADM," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 15773–15794, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3530009.
- [23] S. Abootalebi, A. Hadi-Vencheh, and A. Jamshidi, "Ranking the Alternatives With a Modified TOPSIS Method in Multiple Attribute Decision Making Problems," *IEEE Trans. Eng. Manag.*, vol. 69, no. 5, pp. 1800–1805, 2022, doi: 10.1109/TEM.2019.2933593.
- [24] L. Yang, L. Li, and L. Wang, "Optimizing AI-Driven EdTech Solutions for Enhanced English Learning: A TOPSIS Approach," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 79479–79502, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3561694.
- [25] Y. Yang, X.-J. Wang, J.-F. Yang, and M.-Q. Jie, "Online Service Platform Product Ranking: An Interval Basic Uncertain Linguistic Information OWA Operator-Based MCGDM Model With Large-Scale Consumer Ratings," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, p. 1, 2025, doi: 10.1109/TCE.2025.3594317.
- [26] Z. Shu, "Analysis on ordered weighted averaging operators in different types and applications for decision making," in *2022 7th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing, ICSP 2022*, IEEE, 2022, pp. 353–359. doi: 10.1109/ICSP54964.2022.9778323.
- [27] Y. W. Kerk, K. M. Tay, C. H. Jong, and C. P. Lim, "On Ordered Weighted Averaging Operator and Monotone Takagi–Sugeno–Kang Fuzzy Inference Systems," *IEEE Trans. Cybern.*, vol. 55, no. 4, pp. 1540–1553, 2025, doi: 10.1109/TCYB.2025.3531013.
- [28] P. Luukka and J. Stoklasa, "Similarity based TOPSIS with linguistic-quantifier based aggregation using OWA," in *Recent Advances in Business Analytics. Selected papers of the 2021 KNOWCON-NSAIS workshop on Business Analytics*, 2022, pp. 45–51. doi: 10.15439/2021b6.
- [29] Y. Zhou, J. Zhang, M. Yu, and M. Jiang, "Coordinated Behavioral Ordered Weighted Averaging Operator and Its Application in Group Decision Making," in *2025 5th International Symposium on Computer Technology and Information Science (ISCTIS)*, 2025, pp. 1198–1202. doi: 10.1109/ISCTIS65944.2025.11065963.
- [30] R. Ferreira, M. Araújo, A. Tereso, and P. Novais, "Strategic and Multidisciplinary Analysis of Increasing Airport Capacity in the Lisbon Region," in *2024 IEEE 22nd Mediterranean Electrotechnical Conference (MELECON)*, 2024, pp. 756–761. doi: 10.1109/MELECON56669.2024.10608781.
- [31] M. Adelina and J. Wibowo, "Pemilihan Karakter pada Permainan Multiplayer Online Battle Arena Dengan Metode AHP ( Analytic Hierarchy Process )," *J. Teknoinfo*, vol. 17, p. 119, Jan. 2023, doi: 10.33365/jti.v17i1.2079.
- [32] B. Wu, L. Zhang, and W. Hou, "Research on Immersion and Satisfaction Game Design Based on Kano Model and Entropy Weight TOPSIS," in *2025 6th International Conference on Computer Science, Engineering, and Education (CSEE)*, 2025, pp. 71–76. doi: 10.1109/CSEE64583.2025.00020.