

Sistem Pendukung Keputusan Rekomendasi Lineup Magic Chess: Go Go Berbasis *Entropy*-TOPSIS Berdasarkan Commander Pemain, Commander Lawan, dan Rank

Decision Support System for Magic Chess: Go Go Lineup Recommendation Based on Entropy-TOPSIS Considering Player Commander, Opponent Commander, and Rank
Syafriallah Astro Heriadi¹, Bondan Wahyu Pamekas², Moh. Muhtarom³

Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Duta Bangsa Surakarta
E-mail : syafriallahastro@gmail.com¹, bondan_wahyupamekas@udb.ac.id²,
muhtarom@udb.ac.id³

Received 23 June 2026; Revised 31 July 2026; Accepted 14 August 2026

Abstrak – Penelitian ini mengembangkan sistem pendukung keputusan rekomendasi lineup Magic Chess: Go Go berbasis *Entropy*-TOPSIS, minimum support, dan Laplace smoothing. Filtering kontekstual dan fallback bertingkat hanya digunakan untuk membentuk kandidat, sedangkan alternatif dikelompokkan berdasarkan sinergi utama dan hero core. Alternatif dengan dukungan kurang dari tiga pertandingan dikeluarkan dari peringkat utama, sementara win rate dan top 4 rate dikoreksi menggunakan prior Beta(1,1) untuk mengurangi nilai ekstrem pada sampel kecil. Pada input Guinevere melawan Nana di rank Mythical Honor, cakupan exact tidak menghasilkan data, sedangkan cakupan commander pemain plus rank menghasilkan 8 pertandingan yang membentuk 7 alternatif, tetapi tidak satu pun memenuhi minimum support. Sistem kemudian memilih fallback berdasarkan rank yang memuat 420 pertandingan, 62 alternatif memenuhi syarat, dan 61 alternatif dikeluarkan. Tiga rekomendasi teratas adalah 4 Bruiser dengan Belerick (0,667866), 4 Stargazer dengan Luo Yi (0,640921), dan 4 Heartbond dengan Fanny (0,599140). UAT dilaksanakan terhadap 23 responden pada 25-31 Juli 2026 dan menghasilkan rata-rata penerimaan 84,42% serta keberhasilan tugas 95,65%. Namun, relevansi terhadap commander dan matchup masih lebih rendah karena seluruh kasus uji mencapai fallback berdasarkan rank. Metode revisi mencegah alternatif satu pertandingan mendominasi peringkat dan menampilkan batas kekuatan bukti setiap rekomendasi secara transparan.

Kata kunci - TOPSIS, sistem rekomendasi, *Magic Chess: Go Go*, lineup, sistem pendukung keputusan.

Abstract - This study develops a context-aware decision support system for recommending Magic Chess: Go Go lineups using *Entropy*-TOPSIS, minimum support, and Laplace smoothing. Contextual filtering and hierarchical fallback are used only to form candidate data, whereas alternatives are aggregated by main synergy and core hero. Alternatives supported by fewer than three matches are excluded from the main ranking, while win rate and top-four rate are adjusted using a Beta(1,1) prior to reduce extreme values from small samples. For the test input Guinevere versus Nana at Mythical Honor, the exact scope produced no match data, while the commander-plus-rank scope produced 8 matches forming 7 alternatives, none of which met the minimum support requirement. The system therefore selected the rank-only fallback containing 420 matches, 62 eligible alternatives, and 61 excluded alternatives. The top three recommendations were 4 Bruiser with Belerick (0.667866), 4 Stargazer with Luo Yi (0.640921), and 4 Heartbond with Fanny (0.599140). The UAT was conducted with 23 respondents from 25 to 31 July 2026 and produced mean acceptance of 84.42% and task completion of 95.65%. However, relevance to the selected commander and matchup remained weaker because all test cases reached rank-only fallback. The revised method prevents one-match alternatives from dominating the ranking and communicates the evidential limits of each recommendation.

Keywords - *Entropy*-TOPSIS, recommendation system, *Magic Chess: Go Go*, lineup, decision support system.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan permainan digital menunjukkan bahwa *game* tidak hanya berfungsi sebagai media hiburan, tetapi juga sebagai ruang interaktif yang menuntut pemain mengambil keputusan strategis secara cepat berdasarkan kondisi permainan. Dalam *game* kompetitif, banyaknya alternatif karakter, komposisi tim, kartu, dan sinergi membuat proses pemilihan strategi menjadi masalah keputusan multikriteria. Penelitian terbaru terkait *Mobile Legends* menunjukkan bahwa pemilihan *hero* dan komposisi tim dapat dianalisis menggunakan metode AHP-TOPSIS, MOORA, Naive Bayes, dan *decision tree* sebagaimana ditunjukkan dalam [1], [2], [7], dan [8].

Dalam literatur sistem rekomendasi terbaru, informasi konteks digunakan untuk menyesuaikan rekomendasi dengan keadaan pengguna dan lingkungan. Kajian pada [12] menunjukkan bahwa *context-aware recommender systems* memanfaatkan atribut konteks dalam pembentukan atau pemeringkatan rekomendasi. Pendekatan multikriteria juga dapat digunakan untuk memilih alternatif adaptif, sebagaimana penerapan TOPSIS pada sistem pembelajaran adaptif dalam [14]. Penelitian ini tidak menggunakan pola *rating* pengguna-item sebagaimana *collaborative filtering* dan tidak membangun profil kesamaan konten sebagaimana *content-based filtering*. Sistem diposisikan sebagai sistem pendukung keputusan rekomendasi berbasis konteks karena kandidat dibentuk dari *commander* pemain, *commander* lawan, dan *rank*, kemudian diperingkat menggunakan metode pengambilan keputusan multikriteria.

Magic Chess: Go Go merupakan *game* strategi berbasis *auto battler* yang menuntut pemain menyusun *lineup* berdasarkan kombinasi *hero*, *faction*, *role*, *commander*, *Go Go Card*, dan kondisi lawan. Keputusan pemain tidak hanya berkaitan dengan pemilihan *hero*, tetapi juga mencakup penentuan *hero core*, pembentukan sinergi, pemanfaatan kartu, serta penyesuaian strategi terhadap *commander* lawan dan *rank* permainan. Berdasarkan observasi awal, pemain masih sering memilih *lineup* berdasarkan intuisi, pengalaman pribadi, atau *meta* populer, padahal efektivitas *lineup* dapat berbeda menurut konteks pertandingan dan ketersediaan data historis.

Kajian terdahulu memperlihatkan bahwa pengambilan keputusan dalam *game* dapat diproses secara komputasional. TOPSIS telah digunakan untuk memilih *meta* sinergi terbaik pada Magic Chess Mobile Legends [3] serta pemilihan *squad* pada e-Football Mobile [4]. AHP-TOPSIS diterapkan pada pemilihan *hero* Mobile Legends [1], sedangkan MOORA digunakan untuk pemilihan *hero support* [2]. Analisis statistik permainan juga dikembangkan melalui K-Means [5], GA-TOPSIS [6], prediksi Naive Bayes [7], serta klasifikasi Gaussian Naive Bayes dan *decision tree* [8]. Di luar domain *game*, TOPSIS diterapkan pada sistem rekomendasi destinasi wisata [9], sedangkan perangkat lunak TOPSIS berbasis web dikembangkan dan dievaluasi dalam [15]. Temuan tersebut memperkuat relevansi metode multikriteria untuk membentuk rekomendasi berbasis data.

Penelitian terdahulu belum secara khusus membahas sistem rekomendasi *lineup Magic Chess: Go Go* yang menggabungkan konteks *commander* pemain, *commander* lawan, *rank*, *hero core*, sinergi, *Go Go Card*, kecukupan data, dan ketidakpastian rekomendasi dalam satu model. Celah penelitian tidak hanya terletak pada pemeringkatan alternatif, tetapi juga pada risiko fragmentasi data ketika satu konfigurasi yang sangat spesifik diperlakukan sebagai satu alternatif. Kondisi tersebut dapat membuat satu kemenangan dari satu pertandingan menghasilkan *win rate* 100% dan mendominasi peringkat.

Metode *Entropy-TOPSIS* dipilih untuk memisahkan pembobotan objektif dan pemeringkatan multikriteria. Sistem kemudian diperkuat melalui tiga mekanisme: pengelompokan alternatif berdasarkan sinergi utama dan *hero core*, *minimum support* tiga pertandingan, serta *Laplace smoothing* pada *win rate* dan *top 4 rate*. Kajian mutakhir menunjukkan bahwa hasil pembobotan objektif dapat dipengaruhi oleh normalisasi dan struktur data [10], sedangkan survei TOPSIS dalam [11] menegaskan pentingnya pemilihan bobot dan analisis hasil secara transparan. Integrasi AHP-TOPSIS dalam perangkat lunak pengambilan

keputusan [13] serta pendekatan hibrida SAW, TOPSIS, VIKOR, dan COPRAS [16] menunjukkan bahwa metode multikriteria dapat dikombinasikan untuk meningkatkan ketertelusuran keputusan. Perbaikan ini diperlukan agar rekomendasi tidak hanya benar secara komputasional, tetapi juga memiliki dukungan data minimum yang dapat diperiksa.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan membangun sistem pendukung keputusan rekomendasi *lineup* berbasis *Entropy-TOPSIS* yang transparan terhadap sumber kandidat, ukuran sampel, *fallback*, *raw rate*, *adjusted rate*, dan *confidence data*. Kontribusi penelitian terletak pada pengendalian alternatif berdata kecil serta evaluasi penerimaan pengguna terhadap versi sistem yang telah direvisi.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan studi kasus dengan metode pengembangan sistem dan analisis pengambilan keputusan multikriteria menggunakan *Entropy-TOPSIS*. Pendekatan studi kasus dipilih karena penelitian berfokus pada satu konteks spesifik, yaitu rekomendasi *lineup Magic Chess: Go Go* berdasarkan *commander* pemain, *commander* lawan, dan *rank*. *Entropy* digunakan untuk menentukan bobot kriteria secara objektif dari variasi data alternatif, sedangkan *TOPSIS* digunakan untuk menghasilkan urutan prioritas *lineup*.

2.1. Data Penelitian

Data penelitian dikumpulkan melalui observasi *gameplay* dan dokumentasi riwayat pertandingan *Magic Chess: Go Go*. Data master meliputi *commander*, *hero*, *faction*, *role*, *Go Go Card*, *rank*, dan *level*. Data riwayat memuat *commander* pemain, *commander* lawan, *rank*, susunan *hero*, sinergi, kartu, *hero core*, posisi akhir, ronde akhir, dan *season*. Dataset sistem menggunakan Season 6 Patch 6.2. Perubahan patch dapat memengaruhi performa *hero*, *sinergi*, *commander*, dan *Go Go Card* sehingga hasil penelitian dibatasi pada konteks versi permainan tersebut.

Tabel 1. Ringkasan Dataset Penelitian

Komponen Data	Jumlah
Data riwayat pertandingan	4.139 Pertandingan
Data pertandingan top 4	2.111 Pertandingan
Persentase top 4 keseluruhan	51,00%
Rata-rata posisi akhir	4,503
Rata-rata ronde akhir	21,454
Data rank Mythical Honor	2.031 match
Detail hero pertandingan	40.791 data detail hero
Commander	36
Hero	52
Faction	10
Role	10
Go Go Card	164
Rank	10
Level	8
Season dataset	Season 6
Nomor patch	Patch 6.2

2.2. Pengembangan Sistem

Sistem dikembangkan berbasis *web* menggunakan *Python Flask*, *SQLite*, dan *Tailwind CSS*. Sistem menyediakan pengelolaan data master, impor riwayat pertandingan, pembentukan

alternatif, perhitungan kriteria, pembobotan *Entropy*, pemeringkatan *TOPSIS*, serta penyajian tiga rekomendasi. Versi revisi menampilkan *raw rate*, *adjusted rate*, jumlah pertandingan, kategori *confidence*, bobot *Entropy*, alternatif yang dikeluarkan, dan status *exact* atau *fallback*.

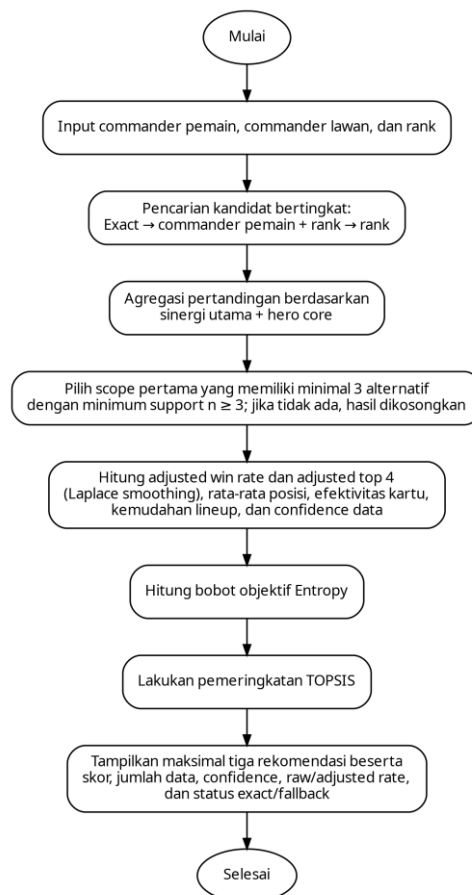
Pertandingan tidak lagi dikelompokkan berdasarkan seluruh komposisi *hero* dan kartu secara bersamaan. Alternatif dibentuk berdasarkan sinergi utama dan *hero core*, sedangkan komposisi rinci digunakan untuk memilih representasi *lineup* yang paling sering muncul. *Go Go Card* tetap digunakan untuk menghitung efektivitas kartu dan memberikan rekomendasi pendukung, bukan sebagai kunci pemecah alternatif.

Sistem menerapkan *minimum support* $n \geq 3$ dan membutuhkan sekurang-kurangnya tiga alternatif yang memenuhi syarat. Pencarian dimulai dari kombinasi *commander* pemain, *commander* lawan, dan *rank*. Jika belum cukup, sistem menggunakan *commander* pemain plus *rank*, kemudian *rank*. Dengan demikian, *fallback* tidak hanya dipicu oleh data kosong, tetapi oleh ketidakcukupan alternatif yang memiliki dukungan data minimum.

2.3. Alur Sistem Rekomendasi

Alur sistem dimulai dari *input commander* pemain, *commander* lawan, dan *rank*. Pada setiap cakupan pencarian, pertandingan diagregasi berdasarkan sinergi utama dan *hero core*. Sistem memilih cakupan pertama yang menghasilkan minimal tiga alternatif dengan $n \geq 3$. Jika cakupan *exact* dan *commander plus rank* belum mencukupi, pencarian diperluas sampai *rank*.

Setelah cakupan terpilih, sistem menghitung *adjusted win rate*, *adjusted top 4 rate*, rata-rata posisi akhir, efektivitas *Go Go Card*, kemudahan membangun *lineup*, dan *confidence data*. Bobot kriteria dihitung secara objektif dengan *Entropy*, kemudian *TOPSIS* digunakan untuk menentukan urutan prioritas. Hasil menampilkan maksimal tiga alternatif beserta batas bukti datanya.



Gambar 1. Diagram Sistem.

Gambar 1 memperlihatkan dua tahap utama. Tahap pertama adalah pembentukan kandidat melalui *filtering exact* dan *fallback* bertingkat. Tahap kedua adalah penilaian alternatif melalui perhitungan kriteria, pembobotan *Entropy*, dan pemeringkatan *TOPSIS*. Dengan struktur tersebut, sistem tidak hanya menjalankan *query database*, tetapi melakukan evaluasi multikriteria terhadap kandidat yang ditemukan.

2.4. Penentuan Alternatif dan Kriteria

Alternatif didefinisikan sebagai kombinasi sinergi utama dan *hero core*. Definisi ini mengurangi fragmentasi yang sebelumnya membuat hampir setiap pertandingan menjadi alternatif tersendiri. Komposisi *hero* rinci yang paling sering muncul digunakan sebagai representasi *lineup*, sedangkan atribut lain tetap disimpan untuk perhitungan dan penyajian hasil.

Tabel 2. Kriteria TOPSIS

Kode	Kriteria	Jenis	Bobot	Sumber Data	Keterangan
C1	Win rate	Benefit	Dinamis (Entropy)	Posisi akhir	Win rate dengan Laplace smoothing Beta(1,1)
C2	Top 4 rate	Benefit	Dinamis (Entropy)	Posisi akhir	Top 4 rate dengan Laplace smoothing Beta(1,1)
C3	Rata-rata posisi akhir	Cost	Dinamis (Entropy)	Posisi akhir	Semakin kecil rata-rata posisi akhir, semakin baik performa lineup
C4	Efektivitas Go Go Card	Benefit	Dinamis (Entropy)	Kartu dan posisi	Mengukur performa historis kartu yang digunakan pada lineup
C5	Kemudahan membangun lineup	Benefit	Dinamis (Entropy)	Cost hero dan komposisi lineup	Mengukur tingkat kemudahan membentuk lineup berdasarkan komposisi hero
C6	Confidence data	Benefit	Dinamis (Entropy)	Jumlah riwayat pertandingan	Kekuatan dukungan data secara logaritmik

Enam kriteria digunakan dalam pemeringkatan. C1 dan C2 memakai nilai yang telah dikoreksi dengan Laplace smoothing, C3 merupakan kriteria cost, sedangkan C4-C6 merupakan benefit. Bobot tidak ditentukan berdasarkan dugaan penulis atau dibuat sama secara langsung, tetapi dihitung kembali melalui Entropy pada setiap kumpulan kandidat.

2.5. Minimum Support, Fallback, dan Laplace Smoothing

Alternatif utama wajib memiliki sekurang-kurangnya tiga pertandingan. Jika pada suatu cakupan tersedia kurang dari tiga alternatif yang memenuhi $n \geq 3$, sistem melanjutkan ke cakupan berikutnya. Alternatif dengan $n = 1-2$ tetap dihitung sebagai informasi internal, tetapi dikeluarkan dari peringkat utama.

Win rate dan *top 4 rate* mentah tetap ditampilkan untuk transparansi, tetapi nilai yang masuk ke *Entropy-TOPSIS* adalah nilai terkoreksi. *Laplace smoothing* menggunakan *prior Beta(1,1)*, sehingga satu kemenangan dari satu pertandingan tidak lagi bernilai 100%, melainkan 66,67%.

$$C1^* = ((W + 1) / (n + 2)) \times 100$$

$$C2^* = ((T + 1) / (n + 2)) \times 100$$

Keterangan W adalah jumlah kemenangan, T adalah jumlah pertandingan yang masuk *top 4*, dan n adalah jumlah pertandingan pada alternatif. *Confidence data* dihitung secara logaritmik terhadap referensi 30 pertandingan. Kategori *confidence* ditetapkan sebagai sangat rendah untuk $n \leq 2$, rendah untuk $n = 3-5$, sedang untuk $n = 6-10$, dan tinggi untuk $n > 10$.

2.6. Perhitungan Bobot Entropy

Bobot kriteria dihitung secara objektif dari variasi data pada kumpulan alternatif yang lolos *minimum support*. Implementasi menggunakan normalisasi min-maks yang memperhatikan jenis *benefit* dan *cost*, kemudian menghitung proporsi, nilai *entropy*, derajat diversifikasi, dan bobot akhir. Pendekatan ini mengikuti prinsip pembobotan objektif berbasis informasi dan pentingnya transparansi normalisasi pada metode multikriteria [15], [6].

Untuk kriteria *benefit*, nilai ternormalisasi dihitung sebagai berikut:

$$Z_{ij} = \frac{x_{ij} - \min_i(x_{ij})}{\max_i(x_{ij}) - \min_i(x_{ij})} \quad (1)$$

Untuk kriteria *cost*, arah normalisasi dibalik agar nilai yang lebih baik tetap menghasilkan nilai ternormalisasi yang lebih besar:

$$Z_{ij} = \frac{\max_i(x_{ij}) - x_{ij}}{\max_i(x_{ij}) - \min_i(x_{ij})} \quad (2)$$

Apabila seluruh nilai pada satu kriteria sama sehingga rentangnya nol, sistem menetapkan nilai ternormalisasi sebesar 1 untuk seluruh alternatif pada kriteria tersebut. Selanjutnya, proporsi setiap alternatif dihitung dengan:

$$p_{ij} = \frac{z_{ij}}{\sum_{i=1}^m z_{ij}} \quad (3)$$

Nilai *entropy* kriteria dihitung menggunakan konstanta $k = 1/\ln(m)$, dengan m sebagai jumlah alternatif. Nilai $p_{ij} \ln(p_{ij})$ diperlakukan sebagai nol ketika $p_{ij} = 0$.

$$e_j = -k \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln(p_{ij}), \quad k = \frac{1}{\ln(m)} \quad (4)$$

Derajat diversifikasi dan bobot akhir dihitung sebagai berikut:

$$d_j = 1 - e_j, \quad w_j = \frac{d_j}{\sum_{j=1}^n d_j} \quad (5)$$

Bobot yang dihasilkan memenuhi jumlah total sebesar 1. Apabila seluruh derajat diversifikasi bernilai nol, sistem menggunakan bobot sama besar sebagai kondisi pengaman. Bobot *Entropy* hanya digunakan pada matriks *TOPSIS* untuk kumpulan kandidat terpilih dan dihitung ulang ketika kumpulan kandidat berubah.

2.7. Tahapan Perhitungan TOPSIS

Setelah bobot *Entropy* diperoleh, matriks keputusan diproses dengan *TOPSIS*. Nilai *adjusted win rate* dan *adjusted top 4 rate* digunakan sebagai C1 dan C2. Matriks dinormalisasi, dikalikan dengan bobot, kemudian dibandingkan dengan solusi ideal positif dan negatif. Tahapan ini mengikuti struktur normalisasi, pembobotan, solusi ideal, jarak, dan kedekatan relatif yang lazim digunakan dalam *TOPSIS* [6].

Normalisasi matriks keputusan dilakukan menggunakan rumus:

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (6)$$

Keterangan x_{ij} adalah nilai alternatif ke- i pada kriteria ke- j , sedangkan r_{ij} adalah nilai hasil normalisasi. Setelah normalisasi dilakukan, nilai matriks ternormalisasi dikalikan dengan bobot kriteria.

$$y_{ij} = w_j r_{ij} \quad (7)$$

Keterangan y_{ij} adalah nilai matriks ternormalisasi terbobot dan w_j adalah bobot *Entropy* untuk kriteria ke- j . Selanjutnya, sistem menentukan solusi ideal positif dan solusi ideal negatif.

$$A^+ = \{\max_i(y_{ij}) \text{ benefit}, \min_i(y_{ij}) \text{ cost}\} \quad (8)$$

$$A^- = \{\min_i(y_{ij}) \text{ benefit}, \max_i(y_{ij}) \text{ cost}\} \quad (9)$$

Setelah solusi ideal ditentukan, sistem menghitung jarak setiap alternatif terhadap solusi ideal positif dan solusi ideal negatif.

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (y_{ij} - A_j^+)^2} \quad (10)$$

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (y_{ij} - A_j^-)^2} \quad (11)$$

Nilai preferensi setiap alternatif dihitung menggunakan rumus:

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

Nilai preferensi berada pada rentang 0 sampai 1. Semakin besar nilai preferensi, semakin tinggi prioritas alternatif *lineup* sebagai rekomendasi.

2.8. Validasi dan User Acceptance Testing

Pengujian sistem meliputi pengujian fungsional, validasi perhitungan, dan uji integrasi algoritma. Uji integrasi memeriksa pengelompokan alternatif, *minimum support*, pemicu *fallback*, hasil *Laplace smoothing*, jumlah bobot *Entropy*, rentang skor *TOPSIS*, serta tampilan informasi *raw* dan *adjusted rate*.

UAT menggunakan enam skenario tugas dan 12 pernyataan skala Likert 1-5. Indikator mencakup fungsi *input*, penyajian tiga alternatif, relevansi *commander*, *minimum support*, transparansi *fallback*, *raw* dan *adjusted rate*, *confidence*, *Entropy-TOPSIS*, keterbacaan *lineup*, rekomendasi kartu, dan kesediaan menggunakan sistem.

UAT melibatkan 23 responden berusia 18-30 tahun dengan *rank* Epic sampai Mythical Immortal. Pengambilan data dilaksanakan selama tujuh hari pada 25-31 Juli 2026 setelah responden mencoba sistem versi final dan mengisi instrumen UAT. Analisis dilakukan secara deskriptif menggunakan rata-rata skor UAT, tingkat keberhasilan tugas, dan waktu penyelesaian.

Nilai penerimaan UAT dihitung dengan membandingkan total skor yang diperoleh dengan skor maksimum yang mungkin diperoleh. Perhitungan persentase UAT menggunakan persamaan berikut:

$$\text{Persentase UAT} = \frac{\text{Total skor yang diperoleh}}{\text{Jumlah responden} \times \text{Jumlah pernyataan} \times 5} \times 100\%$$

Dengan 23 responden dan 12 pernyataan, skor maksimum UAT adalah:

$$23 \times 12 \times 5 = 1.380$$

Tingkat keberhasilan tugas dihitung menggunakan persamaan:

$$\text{Keberhasilan tugas} = \frac{\text{Jumlah pelaksanaan tugas yang berhasil}}{\text{Jumlah seluruh pelaksanaan tugas}} \times 100\%$$

Waktu penyelesaian dihitung dengan menjumlahkan waktu yang digunakan seluruh responden, kemudian dibagi dengan jumlah responden:

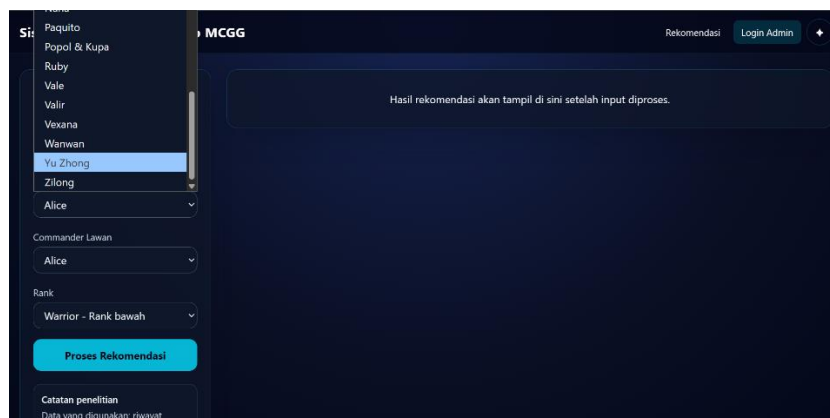
$$\text{Waktu rata-rata} = \frac{\text{Total waktu penyelesaian seluruh responden}}{\text{Jumlah responden}}$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Implementasi Antarmuka Sistem

3.1.1. Halaman Input Rekomendasi

Halaman input rekomendasi digunakan oleh pengguna untuk memasukkan parameter utama rekomendasi. Parameter yang dipilih terdiri atas *commander* pemain, *commander* lawan, dan *rank*. Ketiga parameter ini menjadi dasar penyaringan data riwayat pertandingan sehingga rekomendasi yang dihasilkan lebih sesuai dengan konteks permainan.

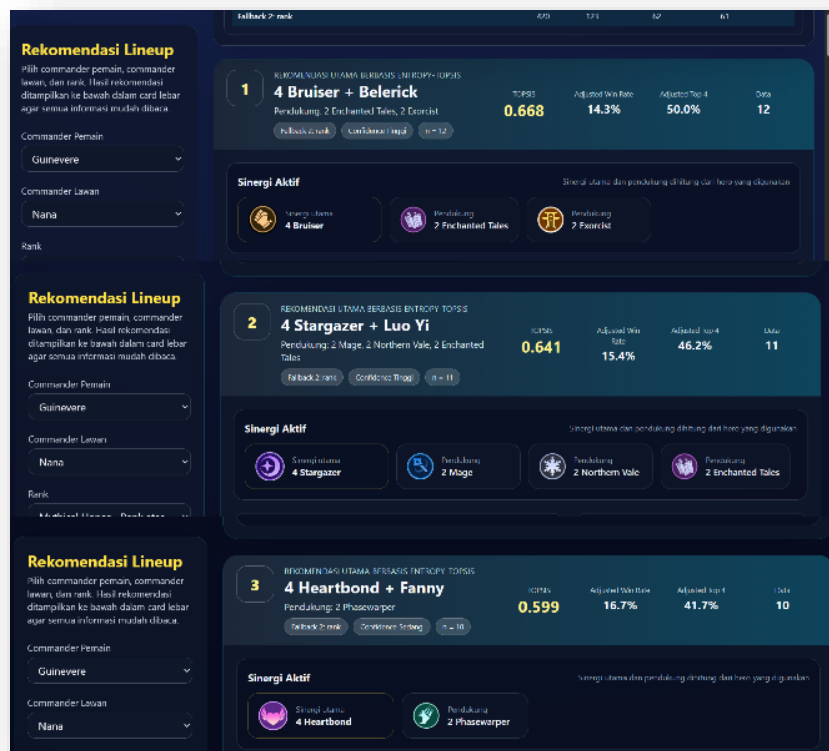


Gambar 2. Tampilan Input Rekomendasi Lineup.

Gambar 2 menunjukkan halaman *input* rekomendasi *lineup*. Pada halaman ini, pengguna dapat memilih *commander* pemain, *commander* lawan, dan *rank*. *Input* tersebut digunakan sebagai parameter awal dalam proses penyaringan data riwayat pertandingan. Dengan adanya tiga parameter tersebut, sistem tidak hanya memberikan rekomendasi berdasarkan popularitas *lineup*, tetapi juga mempertimbangkan kondisi pertandingan yang lebih spesifik.

3.1.2. Halaman Hasil Rekomendasi Lineup

Halaman hasil menampilkan maksimal tiga alternatif yang telah memenuhi *minimum support*. Setiap rekomendasi memuat sinergi utama, *hero core*, komposisi representatif, jumlah pertandingan, *raw rate*, *adjusted rate*, *confidence*, efektivitas kartu, kemudahan *lineup*, dan skor *TOPSIS*.

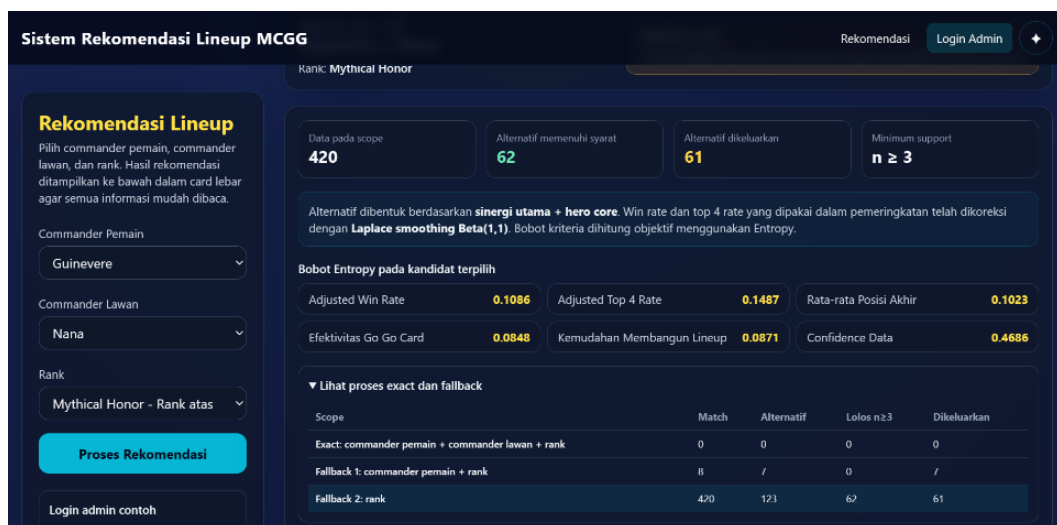


Gambar 3. Tampilan Hasil Rekomendasi Lineup.

Gambar 3 menunjukkan bahwa rekomendasi tidak hanya disajikan sebagai urutan skor. Pengguna dapat memeriksa jumlah data dan kategori *confidence*, serta mengetahui apakah hasil berasal dari *exact match* atau *fallback*. Informasi tersebut diperlukan agar peringkat tidak dibaca sebagai jaminan kemenangan.

3.1.3. Halaman Detail Nilai Kriteria dan TOPSIS

Halaman detail menampilkan bobot *Entropy*, *raw win rate*, *adjusted win rate*, *raw top 4 rate*, *adjusted top 4 rate*, rata-rata posisi, efektivitas kartu, *build ease*, *confidence*, jumlah alternatif yang lolos, dan jumlah alternatif yang dikeluarkan.

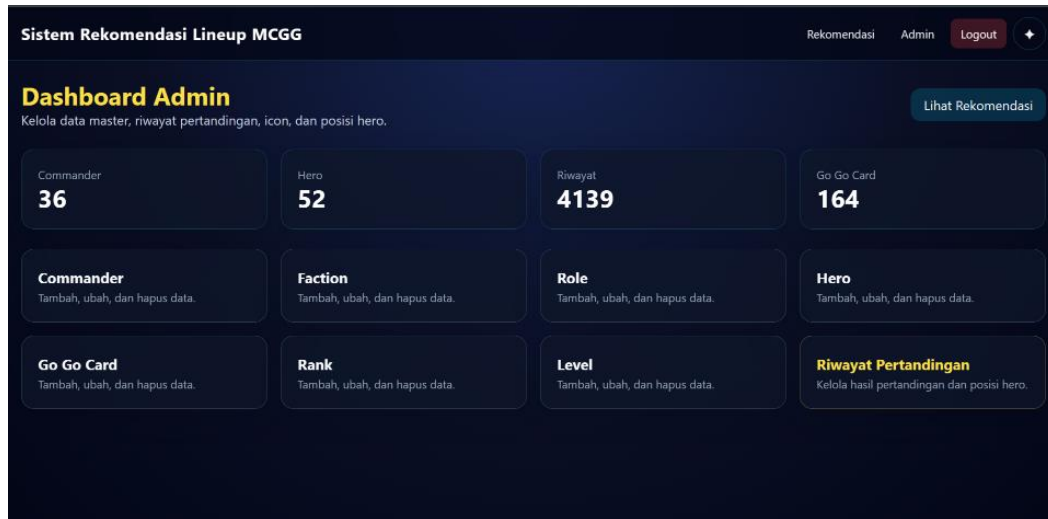


Gambar 4. Tampilan Detail Nilai Kriteria dan Skor TOPSIS.

Gambar 4 memperlihatkan transparansi perhitungan sistem. Perbandingan *raw* dan *adjusted rate* membantu pengguna memahami pengaruh ukuran sampel, sedangkan panel *fallback* menjelaskan cakupan data yang akhirnya digunakan.

3.1.4. Halaman Pengelolaan Data Master dan Dataset

Halaman pengelolaan data digunakan oleh admin untuk mengelola data master dan data riwayat pertandingan. Data master meliputi *commander*, *hero*, *faction*, *role*, *Go Go Card*, *rank*, dan *level*. Selain itu, sistem juga menyediakan fitur impor *dataset* agar data riwayat pertandingan dapat dimasukkan ke dalam basis data



Gambar 5. Tampilan Pengelolaan Data Master dan Impor Dataset.

Gambar 5 menunjukkan halaman pengelolaan data master dan *dataset*. Fitur ini digunakan untuk memastikan data yang digunakan dalam proses rekomendasi dapat dikelola dengan baik. Data master berfungsi sebagai referensi utama untuk menampilkan atribut *commander*, *hero*, *faction*, *role*, *Go Go Card*, *rank*, dan *level*. Sementara itu, data riwayat pertandingan menjadi sumber utama dalam perhitungan kriteria *TOPSIS*.

3.2. Perhitungan Entropy-TOPSIS

Untuk menunjukkan proses perhitungan secara konkret, perhitungan menggunakan *commander* pemain Guinevere, *commander* lawan Nana, dan *rank* Mythical Honor. Cakupan *exact* tidak menghasilkan pertandingan. *Fallback* pertama berdasarkan *commander* pemain dan *rank* menghasilkan 8 pertandingan dan 7 alternatif, tetapi tidak satu pun memenuhi *minimum support*. *Fallback* kedua berdasarkan *rank* menghasilkan 420 pertandingan, 123 alternatif, 62 alternatif memenuhi syarat, dan 61 alternatif dikeluarkan.

Tabel 3. Input Rekomendasi

Parameter	Nilai
Commander pemain	Guinevere
Commander lawan	Nana
Rank	Mythical Honor

Tabel 4. Matriks Keputusan Tiga Alternatif Teratas

Alt.	Lineup Utama	Core	n	C1	C2	C3	C4	C5	C6
A1	4 <i>Bruiser</i>	Beleric	12	14,2857	50,0000	4,4167	55,9995	21,5000	74,6930
A2	4 <i>Stargazer</i>	Luo Yi	11	15,3846	46,1538	4,0000	58,4456	20,4091	72,3621
A3	4 <i>Heartbond</i>	Fanny	10	16,6667	41,6667	4,6000	56,7254	19,9250	69,8283

Tabel 5. Hasil Perhitungan *Entropy-TOPSIS*

Peringkat	Alternatif	Lineup Utama	Hero Core	D ⁺	D ⁻	Nilai Preferensi
1	A1	4 <i>Bruiser</i>	Beleric	0,021160	0,042550	0,667866
2	A2	4 <i>Stargazer</i>	Luo Yi	0,022328	0,039854	0,640921
3	A3	4 <i>Heartbond</i>	Fanny	0,024454	0,036550	0,599140

Bobot *Entropy* pada 62 alternatif yang memenuhi syarat adalah C1 = 0,108565; C2 = 0,148689; C3 = 0,102311; C4 = 0,084756; C5 = 0,087099; dan C6 = 0,468581. Bobot *confidence* menjadi paling besar karena jumlah data pendukung memiliki variasi terbesar pada kandidat yang terpilih.

$$V_1 = 0,042550 / (0,021160 + 0,042550) = 0,667866$$

Alternatif 4 *Bruiser* dengan *hero core* Beleric memperoleh nilai preferensi tertinggi sebesar 0,667866, diikuti 4 *Stargazer* dengan Luo Yi sebesar 0,640921 dan 4 *Heartbond* dengan Fanny sebesar 0,599140. Seluruh alternatif memiliki minimal 10 pertandingan, sehingga hasil tidak lagi ditentukan oleh satu observasi.

Hasil baru berbeda dari naskah awal yang menempatkan 6 *Defender* dengan Bane pada peringkat pertama berdasarkan satu pertandingan. Setelah *minimum support*, pengelompokan ulang, dan smoothing diterapkan, klaim tersebut tidak lagi dipertahankan. Karena cakupan akhir adalah *rank-only*, hasil baru juga tidak boleh disebut sebagai *counter* khusus terhadap Paquito.

3.3. Analisis Fallback dan Minimum Support

Analisis *fallback* digunakan untuk memperlihatkan hubungan antara spesifisitas konteks dan kecukupan data. Cakupan *exact* memberikan personalisasi tertinggi, tetapi pada kasus uji tidak memiliki data. Cakupan *commander* pemain plus *rank* memiliki 8 pertandingan yang membentuk 7 alternatif. Tidak satu pun alternatif memenuhi minimum support $n \geq 3$ sehingga seluruhnya dikeluarkan dari peringkat utama. *Rank-only* dipilih karena menyediakan cukup alternatif untuk pemeringkatan.

Tabel 6. Hasil Analisis Cakupan Fallback dan Minimum Support

Cakupan	Pertandingan	Total alternatif	Lolos $n \geq 3$	Dikeluarkan
<i>Exact</i>	0	0	0	0
<i>Commander</i> pemain + <i>rank</i>	8	7	0	7
<i>Rank</i>	420	123	62	61

Penggunaan *fallback* 2 menjaga sistem tetap menghasilkan rekomendasi, tetapi mengurangi relevansi terhadap *commander* pemain dan lawan. Oleh karena itu, antarmuka menampilkan label *rank-only* dan peringatan bahwa rekomendasi bersifat umum pada *rank* tersebut. Temuan ini juga menjadi batas utama interpretasi hasil.

3.4. Pengujian Fungsional dan Validasi Perhitungan

Pengujian fungsional dan validasi memastikan bahwa revisi algoritma berjalan sesuai rancangan. Selain fungsi dasar aplikasi, pengujian memeriksa bahwa alternatif $n < 3$ tidak masuk peringkat utama, *fallback* dipicu oleh ketidakcukupan kandidat, hasil 1 kemenangan dari 1 pertandingan dikoreksi menjadi 66,67%, jumlah bobot *Entropy* sama dengan 1, dan nilai *TOPSIS* berada pada rentang 0-1.

Tabel 7. Pengujian Fungsional Sistem

No	Fitur yang Diuji	Skenario Pengujian	Hasil yang Diharapkan	Keterangan
1	Input rekomendasi	Memilih <i>commander</i> pemain, lawan, dan <i>rank</i>	Input diproses tanpa error	Valid
2	Agregasi alternatif	Menggabungkan data berdasarkan sinergi utama + <i>core</i>	Alternatif tidak terfragmentasi oleh kartu/komposisi rinci	Valid
3	<i>Minimum support</i>	Alternatif $n < 3$ tersedia	Alternatif dikeluarkan dari peringkat utama	Valid
4	<i>Fallback</i>	<i>Exact</i> dan <i>commander+rank</i> tidak cukup	Sistem memilih <i>scope</i> berikutnya	Valid
5	<i>Laplace smoothing</i>	1 kemenangan dari 1 pertandingan	<i>Adjusted win rate</i> = 66,67%	Valid

6	<i>Confidence</i>	Jumlah pertandingan berbeda	Skor dan kategori <i>confidence</i> berubah sesuai n	Valid
7	<i>Entropy</i>	Menghitung enam bobot	Jumlah bobot = 1	Valid
8	<i>TOPSIS</i>	Memerangkat alternatif eligible	Skor berada pada rentang 0-1	Valid
9	Transparansi hasil	Menampilkan hasil	Raw/adjusted rate, n, confidence, dan scope tampil	Valid

Seluruh skenario pengujian fungsional dinyatakan valid. Uji integrasi pada *database* bawaan menghasilkan cakupan, jumlah alternatif, bobot, dan tiga rekomendasi yang sama dengan perhitungan sistem. Dengan demikian, implementasi kode konsisten dengan metode yang dijelaskan.

3.5. Hasil User Acceptance Testing

UAT menilai penerimaan terhadap versi sistem yang telah menggunakan *minimum support*, *smoothing*, *fallback* transparan, dan *Entropy-TOPSIS*. Evaluasi tidak digunakan untuk membuktikan bahwa sistem meningkatkan peluang kemenangan, tetapi untuk menilai apakah pengguna dapat menjalankan sistem, memahami dasar rekomendasi, dan menggunakan hasil sebagai bahan pertimbangan. Pengujian kegunaan pada perangkat lunak TOPSIS berbasis web juga diterapkan dalam [12], sehingga evaluasi pengguna relevan untuk menilai keterpahaman dan penerimaan sistem pendukung keputusan.

Tabel 8. Ringkasan Hasil UAT

Indikator	Hasil
Jumlah responden	23
Usia	18-30 tahun; rata-rata 22,87 tahun
Distribusi <i>rank</i>	Epic 4; Legend 5; Mythic 4; Honor 4; Glory 4; Immortal 2
Rata-rata UAT	84,42% $\pm$ 4,57
Keberhasilan seluruh tugas	95,65%
Waktu pengujian	372,65 detik atau 6,21 menit
Scope hasil	23 dari 23 menggunakan Fallback 2: rank
Periode pengambilan data	25-31 Juli 2026

Sebanyak 23 responden mengikuti pengujian pada 25-31 Juli 2026. Rata-rata penerimaan mencapai 84,42% dengan simpangan baku 4,57, sedangkan keberhasilan tugas mencapai 95,65%. Waktu pengujian rata-rata adalah 372,65 detik atau 6,21 menit. Seluruh kasus uji menggunakan *fallback 2* berdasarkan *rank*.

Tabel 9. Keberhasilan Skenario Tugas

Tugas	Aktivitas	Berhasil	Keberhasilan	Waktu rata-rata
T1	Memilih input dan menjalankan rekomendasi	23	100,00%	38,61 detik
T2	Memastikan maksimal tiga alternatif tampil	23	100,00%	61,17 detik
T3	Menemukan minimum support serta proses fallback	21	91,30%	42,22 detik
T4	Membaca raw/adjusted rate, confidence, Entropy, dan TOPSIS	20	86,96%	93,78 detik
T5	Membaca sinergi, hero core, posisi, dan kartu	23	100,00%	84,30 detik
T6	Membandingkan alternatif dan memilih lineup	22	95,65%	52,57 detik

T1, T2, dan T5 mencapai keberhasilan 100%. T4, yaitu membaca *raw rate*, *adjusted rate*, *confidence*, bobot *Entropy*, dan skor *TOPSIS*, memiliki waktu terlalu lama sebesar 93,78 detik dan keberhasilan 86,96%. T3 memiliki keberhasilan 91,30%, sedangkan T6 mencapai 95,65%.

Tabel 10. Hasil Penilaian UAT per Butir

Kode	Aspek yang dinilai	Rata-rata	Target 4,00
U1	Input sistem	4,78	Memenuhi
U2	Penyajian tiga alternatif	4,57	Memenuhi
U3	Kesesuaian commander pemain	3,30	Belum memenuhi
U4	Relevansi lawan dan rank	3,04	Belum memenuhi
U5	Minimum support	4,70	Memenuhi
U6	Transparansi fallback	4,48	Memenuhi

U7	Raw dan adjusted rate	4,39	Memenuhi
U8	Confidence data	4,09	Memenuhi
U9	Entropy dan TOPSIS	4,17	Memenuhi
U10	Keterbacaan lineup	4,57	Memenuhi
U11	Rekomendasi kartu	4,39	Memenuhi
U12	Kesediaan menggunakan	4,17	Memenuhi

Nilai tertinggi terdapat pada U1 sebesar 4,78 dan U5 sebesar 4,70. Nilai terendah terdapat pada U4 sebesar 3,04 dan U3 sebesar 3,30. Pola ini menunjukkan bahwa pengguna menerima fungsi *input*, *minimum support*, transparansi *fallback*, dan tampilan *lineup*, tetapi menilai relevansi terhadap *commander* pemain, *commander* lawan, dan *rank* lebih rendah karena sistem selalu berakhir pada *fallback rank-only*.

3.6. Pembahasan

Hasil penelitian menegaskan bahwa sistem lebih tepat diposisikan sebagai sistem pendukung keputusan rekomendasi berbasis konteks dan data historis. *Filtering* dan *fallback* tidak diklaim sebagai *collaborative filtering* atau *content-based filtering*. Nilai tambah sistem terletak pada pembentukan alternatif, pengendalian ukuran sampel, pembobotan objektif, pemeringkatan multikriteria, dan transparansi ketidakpastian.

Penggunaan *Entropy* menjawab kritik terhadap bobot tetap 0,25, 0,25, dan seterusnya. Bobot dihitung dari variasi 62 alternatif yang memenuhi syarat. Pada kasus uji, *confidence* memperoleh bobot 0,468581 karena variasi jumlah pertandingan menjadi sumber informasi pembeda terbesar. Bobot ini tidak ditafsirkan sebagai tingkat kepentingan psikologis pemain, tetapi sebagai daya pembeda statistik pada kandidat yang tersedia.

Minimum support dan *Laplace smoothing* memperbaiki kelemahan paling serius pada versi awal. Alternatif dengan satu atau dua pertandingan dikeluarkan, sedangkan rate ekstrem dikoreksi. Perubahan tersebut menyebabkan 6 *Defender* dengan Bane tidak lagi berada pada peringkat utama. Dengan demikian, pembahasan domain tidak dipaksakan untuk membenarkan hasil lama yang tidak memiliki dukungan data memadai.

Rekomendasi 4 *Bruiser* dengan Belerick dapat dijelaskan sebagai strategi umum pada *rank* Mythical Honor, bukan sebagai strategi tandingan khusus terhadap *commander* lawan. Berdasarkan data master sistem, sinergi *Bruiser* meningkatkan *damage Basic Attack* dan peluang serangan ganda, sedangkan *skill* Belerick memulihkan HP berdasarkan HP yang hilang. Kombinasi tersebut mendukung daya tahan dan *output* serangan. Namun, karena sumber kandidat adalah *rank-only*, hubungan tersebut hanya merupakan penjelasan mekanik yang konsisten dengan *lineup*, bukan bukti kausal terhadap *commander* lawan.

Perbandingan tiga alternatif menunjukkan bahwa skor tertinggi tidak selalu dimiliki *lineup* dengan *adjusted win rate* paling besar. 4 *Bruiser*+Belerick unggul melalui kombinasi *confidence* tinggi, jumlah data 12, *adjusted top 4 rate* 50%, dan profil multikriteria lain. Temuan ini memperlihatkan fungsi *TOPSIS* sebagai pemeringkatan kompromi, bukan seleksi berdasarkan satu metrik.

Hasil UAT menunjukkan penerimaan tinggi terhadap fungsi *input*, *minimum support*, *fallback*, *smoothing*, *confidence*, dan keterbacaan *lineup*. Masukan terbuka juga berulang pada kebutuhan *tooltip*, penjelasan istilah statistik, label personalisasi, tanggal *patch*, dan peringatan *rank-only*. Masukan tersebut konsisten dengan nilai U3 dan U4 yang lebih rendah.

Data UAT tidak membuktikan bahwa rekomendasi meningkatkan kemenangan. Evaluasi hanya menunjukkan bahwa versi revisi dapat digunakan dan dipahami dalam skenario pengujian. Keberhasilan tugas yang tinggi harus dibaca bersama fakta bahwa semua kasus menggunakan *fallback rank-only*, sehingga personalisasi terhadap *matchup* belum tervalidasi.

Keterbatasan penelitian meliputi *sparsity* pada kombinasi *commander* dan *rank*, keterbatasan generalisasi karena dataset hanya berasal dari Season 6 Patch 6.2, seluruh kasus UAT berakhir pada *fallback 2* berdasarkan *rank*, serta belum adanya evaluasi prospektif terhadap hasil pertandingan setelah rekomendasi digunakan.

Penelitian selanjutnya perlu menambah data *exact-match*, mencatat *season* dan *patch* secara konsisten, membandingkan ambang *minimum support* 3, 5, dan 10, mengevaluasi sensitivitas peringkat, serta menguji apakah rekomendasi menghasilkan *top 4 rate* atau posisi akhir yang lebih baik pada data pertandingan baru.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menghasilkan sistem pendukung keputusan rekomendasi *lineup Magic Chess: Go Go* berbasis *Entropy-TOPSIS* yang diperkuat dengan pengelompokan alternatif berdasarkan sinergi utama dan *hero core*, *minimum support* $n \geq 3$, *fallback* berbasis kecukupan kandidat, *Laplace smoothing*, dan *confidence data*. Pada kasus Guinevere melawan Nana di *Mythical Honor*, sistem menggunakan *fallback rank-only* karena cakupan *exact* dan *commander* pemain plus rank tidak memiliki alternatif yang cukup. Cakupan *commander* pemain plus rank menghasilkan 8 pertandingan dan 7 alternatif, tetapi tidak satu pun memenuhi *minimum support*. Dari cakupan *rank-only* sebanyak 420 pertandingan diperoleh 62 alternatif yang memenuhi syarat. Tiga peringkat teratas adalah 4 *Bruiser*+*Belerick* dengan skor 0,667866, 4 *Stargazer*+*Luo Yi* sebesar 0,640921, dan 4 *Heartbond*+*Fanny* sebesar 0,599140. UAT yang dilaksanakan terhadap 23 responden pada 25-31 Juli 2026 menghasilkan penerimaan 84,42% dan keberhasilan tugas 95,65%, tetapi relevansi *commander* dan *matchup* masih lebih rendah karena seluruh pengujian memakai *fallback rank-only*. Sistem revisi lebih kuat dalam mengendalikan sampel kecil dan menjelaskan batas rekomendasi, tetapi belum dapat diklaim meningkatkan kemenangan atau memberikan *counter* khusus terhadap *commander* lawan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Z. Abidin and M. Fairuzabadi, "DECISION SUPPORT SYSTEM FOR SELECTING MOBILE LEGENDS HEROES IN EPIC TIER USING AHP-TOPSIS METHOD," 2025.
- [2] M. E. Saputra, "Implementasi Sistem Pendukung Keputusan untuk Pemilihan Hero Support Terbaik pada Mobile Legends Menggunakan Metode Multi Objective Optimization on the Basis of Ratio Analysis (MOORA)," vol. 3, no. 4, 2025.
- [3] V. R. A. Hidayat, "Sistem Prediksi Kemenangan Hero Mobile Legends Menggunakan Metode Naive Bayes," *J. Inf. dan Komp.*, vol. 8, no. 1, p. 100, Feb. 2024, doi: 10.26798/jiko.v8i1.1120.
- [4] Y. N. R. Putro, A. Afriansyah, and R. Bagaskara, "Penggunaan Algoritma Gaussian Naïve Bayes & Decision Tree Untuk Klasifikasi Tingkat Kemenangan Pada Game Mobile Legends," *JUKI*, vol. 6, no. 1, pp. 10–26, May 2024, doi: 10.53842/juki.v6i1.472.
- [5] P. Mateos and A. Bellogín, "A systematic literature review of recent advances on context-aware recommender systems," *Artif Intell Rev*, vol. 58, no. 1, p. 20, Nov. 2024, doi: 10.1007/s10462-024-10939-4.
- [6] C. Troussas, A. Krouska, P. Mylonas, and C. Sgouropoulou, "Personalized Instructional Strategy Adaptation Using TOPSIS: A Multi-Criteria Decision-Making Approach for Adaptive Learning Systems," *Information*, vol. 16, no. 5, p. 409, May 2025, doi: 10.3390/info16050409.
- [7] F. Falah, R. Siregar, and R. Aulia, "Pemilihan Meta Sinergi Terbaik Pada Game Magic Chess Mobile Legends Menggunakan Metode Topsis," vol. 1, no. 1, 2024.
- [8] I. Pratama and N. Wulan, "PEMILIHAN SQUAD DI GAME E-FOOTBALL MOBILE MENGGUNAKAN METODE TOPSIS," vol. 6, no. 02, 2024.
- [9] A. Mujahid, A. T. Jaka, and N. Q. Nada, "PENERAPAN K-MEANS CLUSTERING UNTUK MENGELOMPOKKAN HERO META BERDASARKAN STATISTIK PERMAINAN MOBILE LEGENDS," vol. 7, no. 3, 2025.

- [10]A. B. Prakasa, F. Nugroho, M. Faisal, T. M. Lestari, A. Nurrahma, and A. Muhammad, “Penerapan Metode GA-TOPSIS untuk Sistem Seleksi Karakter Game dengan Pembobotan Dinamis Berbasis Waktu”.
- [11]Nadya Syahfitri Damanik, Safwandi, and Fajriana, “SISTEM REKOMENDASI DAN PEMETAAN DESTINASI WISATA ALAM TERBAIK DI BERASTAGI MENGGUNAKAN METODE TECHNIQUE FOR ORDER PREFERENCE BY SIMILARITY TO IDEAL SOLUTION (TOPSIS) BERBASIS WEB,” *rabit*, vol. 10, no. 2, pp. 294–304, Jul. 2025, doi: 10.36341/rabit.v10i2.6044.
- [12]J. V. M. Bata, “A General-Purpose Web-based TOPSIS tool for Accessible Multi-Criteria Decision Making,” *J. Tek. Inform. (JUTIF)*, vol. 6, no. 5, pp. 3994–4005, Oct. 2025, doi: 10.52436/1.jutif.2025.6.5.4988.
- [13]E. Roszkowska and T. Wachowicz, “Impact of Normalization on Entropy-Based Weights in Hellwig’s Method: A Case Study on Evaluating Sustainable Development in the Education Area,” *Entropy*, vol. 26, no. 5, p. 365, Apr. 2024, doi: 10.3390/e26050365.
- [14]H. Taherdoost and M. Madanchian, “A Comprehensive Survey and Literature Review on TOPSIS:,” *International Journal of Service Science, Management, Engineering, and Technology*, vol. 15, no. 1, pp. 1–65, Aug. 2024, doi: 10.4018/IJSSMET.347947.
- [15]A. Saoud, M. Lachgar, M. Hanine, R. E. Dhimni, K. E. Azizi, and H. Machmoum, “decideXpert: Collaborative system using AHP-TOPSIS and fuzzy techniques for multicriteria group decision-making,” *SoftwareX*, vol. 29, p. 102026, Feb. 2025, doi: 10.1016/j.softx.2024.102026.
- [16]C. Z. Radulescu and M. Radulescu, “A Hybrid Group Multi-Criteria Approach Based on SAW, TOPSIS, VIKOR, and COPRAS Methods for Complex IoT Selection Problems,” *Electronics*, vol. 13, no. 4, p. 789, Feb. 2024, doi: 10.3390/electronics13040789.