

Sistem Pendukung Keputusan Penerima Beasiswa Menggunakan Metode Entropy Weighting dan TOPSIS

Ida Ayu Tri Sabina Putri^{a1}, I Wayan Supriana^{a2}, I Gusti Agung Gede Arya Kadyanan^{a3}, Anak Agung Istri Ngurah Eka Karyawati^{a4}

^aProgram Studi Informatika, Universitas Udayana
Bali, Indonesia

¹putri.2208561139@student.unud.ac.id

²wayan.supriana@unud.ac.id

³gungde@unud.ac.id

⁴eka.karyawati@unud.ac.id

Abstract

The manual selection of tuition fee reduction assistance recipients is time-consuming and potentially subjective. This study aims to develop a Decision Support System that provides priority recommendations for tuition assistance recipients using Entropy Weighting and the Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS). The study uses 194 student records from Universitas Udayana based on seven economic and administrative criteria. Entropy Weighting is applied to determine objective criterion weights according to data variation, while TOPSIS calculates preference values and ranks the students. Ranking performance is evaluated using Precision@K, whereas system usability is assessed through a simulated System Usability Scale (SUS) involving five respondents. The weighting results indicate that parental income has the highest weight at 23.13%. TOPSIS produces preference values ranging from 0.1706 to 0.9213. Precision@K scores range from 75% to 82.5%, while the SUS simulation produces an average score of 81.50. These results indicate that the system can support the prioritization of tuition assistance recipients, while the final decision remains under the authority of the administrator.

Keywords: Decision Support System, Entropy Weighting, TOPSIS, Precision@K, System Usability Scale

1. Pendahuluan

Pendidikan tinggi memerlukan mekanisme bantuan finansial yang mampu menjangkau mahasiswa dengan kondisi ekonomi yang beragam. Di Universitas Udayana, Posko Uang Kuliah Tunggal (UKT) digunakan untuk menghimpun dan memverifikasi permohonan bantuan penurunan UKT. Proses tersebut melibatkan banyak data, dokumen administratif, dan beberapa indikator ekonomi sehingga seleksi manual membutuhkan waktu relatif lama serta sangat bergantung pada ketelitian petugas. Dalam kondisi tersebut, sistem pendukung keputusan diperlukan untuk membantu mengolah alternatif dan kriteria secara konsisten tanpa menggantikan kewenangan pengambil keputusan [1].

Sistem pendukung keputusan pada seleksi beasiswa umumnya menggunakan pendekatan *Multi-Criteria Decision Making* (MCDM). Setiap calon penerima diperlakukan sebagai alternatif, sedangkan kondisi ekonomi dan administratif direpresentasikan sebagai kriteria. Penelitian sebelumnya telah menerapkan kombinasi *Entropy* dan TOPSIS untuk menentukan penerima beasiswa berdasarkan kriteria objektif [2], menentukan prioritas keluarga penerima manfaat [3], serta membandingkan TOPSIS dengan metode WASPAS dalam seleksi beasiswa [4]. TOPSIS juga telah digunakan bersama AHP dan SAW untuk seleksi bantuan pendidikan [5]. Hasil-hasil tersebut menunjukkan bahwa metode MCDM dapat menyusun urutan prioritas secara terukur, tetapi kualitas rekomendasi tetap dipengaruhi oleh cara penentuan bobot dan karakteristik data. Penentuan bobot secara subjektif berpotensi memasukkan preferensi individu yang tidak selalu konsisten. *Entropy Weighting* menawarkan pendekatan objektif karena bobot dihitung dari tingkat variasi informasi pada masing-masing kriteria. Kriteria dengan distribusi data yang lebih

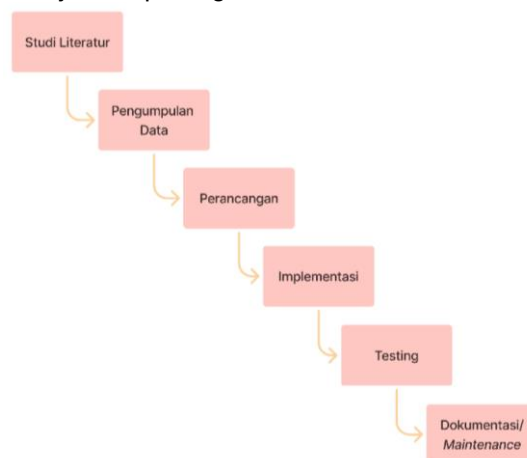
beragam memperoleh daya pembeda dan bobot lebih besar, sedangkan kriteria yang relatif homogen memperoleh bobot lebih kecil [6], [7]. Bobot tersebut selanjutnya digunakan oleh TOPSIS untuk menilai kedekatan setiap alternatif terhadap solusi ideal positif dan menjauhkannya dari solusi ideal negatif. Pendekatan *Entropy*-TOPSIS telah digunakan dalam evaluasi kinerja pendidikan tinggi dan menunjukkan kemampuan menggabungkan pembobotan objektif dengan pemeringkatan multikriteria [8].

Kombinasi *Entropy Weighting* dan TOPSIS telah digunakan dalam berbagai penelitian sistem pendukung keputusan, termasuk seleksi penerima beasiswa dan bantuan sosial. Oleh karena itu, kontribusi penelitian ini bukan terletak pada pengusulan algoritma baru, melainkan pada kontribusi aplikatif dan metodologis dalam konteks pengelolaan bantuan penurunan Uang Kuliah Tunggal di Universitas Udayana. Pertama, penelitian menggunakan 194 data historis mahasiswa dengan tujuh kriteria yang merepresentasikan kondisi ekonomi rumah tangga dan kelengkapan administratif, yaitu penghasilan orang tua, nilai UKT, status penerimaan beasiswa lain, kepemilikan SKTM, PBB, biaya listrik, dan biaya PDAM. Karakteristik tersebut membedakan penelitian ini dari seleksi beasiswa prestasi yang umumnya menggunakan IPK, prestasi akademik, atau keaktifan organisasi sebagai kriteria utama [10].

Penelitian ini mengintegrasikan pembobotan kriteria objektif menggunakan *Entropy Weighting* dengan pemeringkatan TOPSIS dalam aplikasi berbasis web yang mendukung pengelolaan data mahasiswa, proses perhitungan, penelusuran bobot kriteria, penyajian nilai preferensi, pemeringkatan, dan ekspor hasil. Kualitas hasil pemeringkatan tidak hanya dijelaskan berdasarkan nilai preferensi, tetapi dievaluasi menggunakan *Precision@K* pada beberapa kedalaman peringkat. Evaluasi tersebut lebih sesuai dengan karakteristik keluaran TOPSIS berupa daftar prioritas dan dengan kondisi operasional ketika pengelola hanya memeriksa sejumlah calon penerima pada peringkat teratas [11]. Representasi pengetahuan kriteria secara konseptual divisualisasikan melalui *ontograf* untuk menjelaskan hubungan antara mahasiswa, nilai kriteria, jenis cost dan benefit, pembobotan *Entropy*, perhitungan TOPSIS, serta rekomendasi penerima bantuan. Representasi tersebut digunakan untuk meningkatkan keterlacakan dan konsistensi interpretasi kriteria, sedangkan evaluasi *usability* sistem dilakukan menggunakan *System Usability Scale*. Dengan demikian, kontribusi penelitian mencakup pengolahan data bantuan UKT, evaluasi kualitas ranking, representasi pengetahuan kriteria, dan integrasi seluruh proses ke dalam sistem pendukung keputusan berbasis web [12].

2. Metode Penelitian

Penelitian mengikuti tahapan studi literatur, pengumpulan data, perancangan, implementasi, pengujian, dan dokumentasi atau pemeliharaan. Pendekatan bertahap dipilih karena kebutuhan sistem, aktor, kriteria, serta keluaran utama telah didefinisikan sejak awal. Pendekatan sekuensial juga memudahkan penelusuran perubahan dari kebutuhan hingga pengujian sistem [13]. Tahapan penelitian ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1. Metode *Waterfall*

2.1. Studi literatur dan Pengumpulan Data

Data penelitian merupakan data historis pendaftar Posko UKT Universitas Udayana sebanyak 194 mahasiswa. Pengumpulan informasi dilakukan melalui dokumentasi data pendaftar, wawancara dengan pihak yang terlibat dalam seleksi, dan observasi terhadap proses manual. Dataset memuat identitas mahasiswa, tujuh nilai kriteria, serta status kelolosan aktual yang digunakan sebagai pembandingan hasil rekomendasi. Identitas pada dokumen penelitian disamarkan untuk menjaga privasi.

Tabel 1. Data Pendaftar Posko UKT Batch II 2026

MHS	UKT	BEAS ISWA	SK TM	PBB	LISTRIK	PDAM	KELOLOSAN
Mhs1	4000000	Tidak	Ya	239000	462000	193000	Tidak Lolos
Mhs2	6000000	Tidak	Ya	342000	326000	292000	Lolos
Mhs3	5500000	Tidak	Ya	260000	591000	332000	Tidak Lolos
Mhs4	3000000	Tidak	Ya	130000	240000	145000	Tidak Lolos
Mhs5	4000000	Tidak	Ya	169000	656000	279000	Tidak Lolos
Mhs6	6000000	Tidak	Ya	437000	575000	98000	Tidak Lolos
Mhs7	4000000	Tidak	Ya	36000	258000	133000	Lolos
Mhs8	1000000	Tidak	Ya	119000	216000	86000	Lolos
Mhs9	5000000	Tidak	Ya	380000	387000	241000	Tidak Lolos
.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.
Mhs194	4000000	Tidak	Ya	0	231000	0	Lolos

2.2. Entropy Weighting

Matriks keputusan dinyatakan sebagai $X = [x_{ij}]$, dengan i menunjukkan mahasiswa dan j menunjukkan kriteria. *Entropy Weighting* mengubah nilai setiap kriteria menjadi proporsi, menghitung *entropy*, menentukan derajat diversifikasi, lalu menghasilkan bobot akhir. Normalisasi proporsi dihitung menggunakan persamaan (1).

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

Nilai *entropy* untuk kriteria ke- j dihitung menggunakan persamaan (2), dengan m sebagai jumlah alternatif dan $k = \frac{1}{\ln(m)}$

$$e_j = -k \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln(p_{ij}) \quad (2)$$

Derajat diversifikasi dan bobot kriteria dihitung menggunakan persamaan (3) dan (4).

$$d_j = 1 - e_j \quad (3)$$

$$w_j = \frac{d_j}{\sum d_j} \quad (4)$$

Bobot *Entropy* mencerminkan kemampuan suatu kriteria dalam membedakan alternatif berdasarkan dataset, bukan kepentingan kebijakan secara absolut. Oleh karena itu, interpretasi bobot tetap harus mempertimbangkan konteks seleksi dan aturan Posko UKT.

2.3. Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS)

TOPSIS menggunakan bobot *Entropy* untuk membentuk matriks ternormalisasi terbobot. Normalisasi vektor dan pembentukan matriks terbobot ditunjukkan pada persamaan (5) dan (6).

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (5)$$

$$v_{ij} = w_j \times r_{ij} \quad (6)$$

Solusi ideal positif A^+ dan solusi ideal negatif A^- ditentukan berdasarkan jenis benefit atau cost. Untuk kriteria *benefit*, A^+ menggunakan nilai maksimum dan A^- menggunakan nilai minimum. Untuk kriteria *cost*, arah tersebut dibalik. Jarak setiap alternatif terhadap kedua solusi dihitung menggunakan persamaan (7), dan nilai preferensi dihitung menggunakan persamaan (8).

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - A_j^+)^2}; D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - A_j^-)^2} \quad (7)$$

$$C_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \quad (8)$$

Nilai C_i berada pada rentang 0 sampai 1. Alternatif dengan nilai lebih besar memiliki kedekatan yang lebih tinggi terhadap solusi ideal positif dan ditempatkan pada peringkat lebih atas. Sistem kemudian mengelompokkan hasil ke dalam kategori sangat layak, layak, cukup layak, dan tidak layak untuk memudahkan pembacaan hasil, tetapi urutan utama tetap ditentukan oleh nilai preferensi.

2.4. Evaluasi Sistem

Evaluasi kualitas peringkat menggunakan *Precision@K*. Mahasiswa dengan status aktual lolos diperlakukan sebagai alternatif relevan. Untuk setiap K , jumlah alternatif relevan pada K peringkat teratas dibagi dengan K sebagaimana persamaan (9). Pengujian dilakukan pada $K = 10, 20, 30, 40$, dan 50 agar konsistensi ketepatan dapat diamati pada kedalaman peringkat yang berbeda.

$$Precision @K = \frac{|Top_K \cap G|}{K} \quad (9)$$

Evaluasi usability dirancang menggunakan *System Usability Scale* [14]. SUS terdiri atas sepuluh pernyataan dengan skala Likert 1–5. Untuk butir positif, kontribusi dihitung dari jawaban dikurangi satu; untuk butir negatif, kontribusi dihitung dari lima dikurangi jawaban. Skor akhir diperoleh dengan mengalikan jumlah kontribusi dengan 2,5 sebagaimana persamaan (10) [15]. Pada naskah sumber, data SUS yang tersedia masih berupa simulasi lima profil pengguna operasional; hasil tersebut digunakan untuk mendemonstrasikan prosedur penghitungan dan tidak diperlakukan sebagai bukti empiris sampai pengujian lapangan dilakukan.

$$SUS_r = (\sum_{i=1}^{10} S_{ri}) \times 2,5 \quad (10)$$

2.5. Dokumentasi/maintenance

Tahap dokumentasi dan pemeliharaan dilakukan setelah proses implementasi dan pengujian sistem selesai. Tahap ini bertujuan memastikan sistem pendukung keputusan dapat digunakan secara berkelanjutan, mudah dipahami oleh administrator maupun pengembang, serta dapat disesuaikan apabila terjadi perubahan kebutuhan dalam proses seleksi penerima bantuan Posko UKT.

Dokumentasi sistem mencakup kebutuhan fungsional dan nonfungsional, struktur basis data, tahapan perhitungan metode *Entropy Weighting* dan TOPSIS, kode sumber, serta petunjuk penggunaan sistem. Dokumentasi tersebut berfungsi sebagai pedoman dalam pengoperasian, pemeriksaan, perbaikan, dan pengembangan sistem pada periode seleksi berikutnya. Kegiatan *maintenance* dikelompokkan menjadi empat bagian. Pertama, pemeliharaan data dilakukan dengan memperbarui data pendaftar pada setiap periode seleksi, menyesuaikan kriteria berdasarkan kebijakan pengelola Posko UKT, serta memvalidasi data sebelum proses perhitungan. Kedua, pemeliharaan sistem mencakup perbaikan kesalahan atau *bug*, pemeriksaan kembali fungsi sistem setelah perubahan, dan pencadangan basis data secara berkala untuk mengurangi risiko kehilangan data.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Penentuan Kriteria

Kriteria-kriteria yang digunakan dalam model ini terdiri dari tujuh indikator penting, yaitu: (C1) Penghasilan Orang Tua, (C2) Uang Kuliah Tunggal (UKT), (C3) Status Tidak Menerima Beasiswa Lain, (C4) Kepemilikan Surat Keterangan Tidak Mampu (SKTM), (C5) Biaya Pajak Bumi dan Bangunan (PBB), (C6) Biaya Pemakaian Listrik bulanan, dan (C7) Biaya PADM.

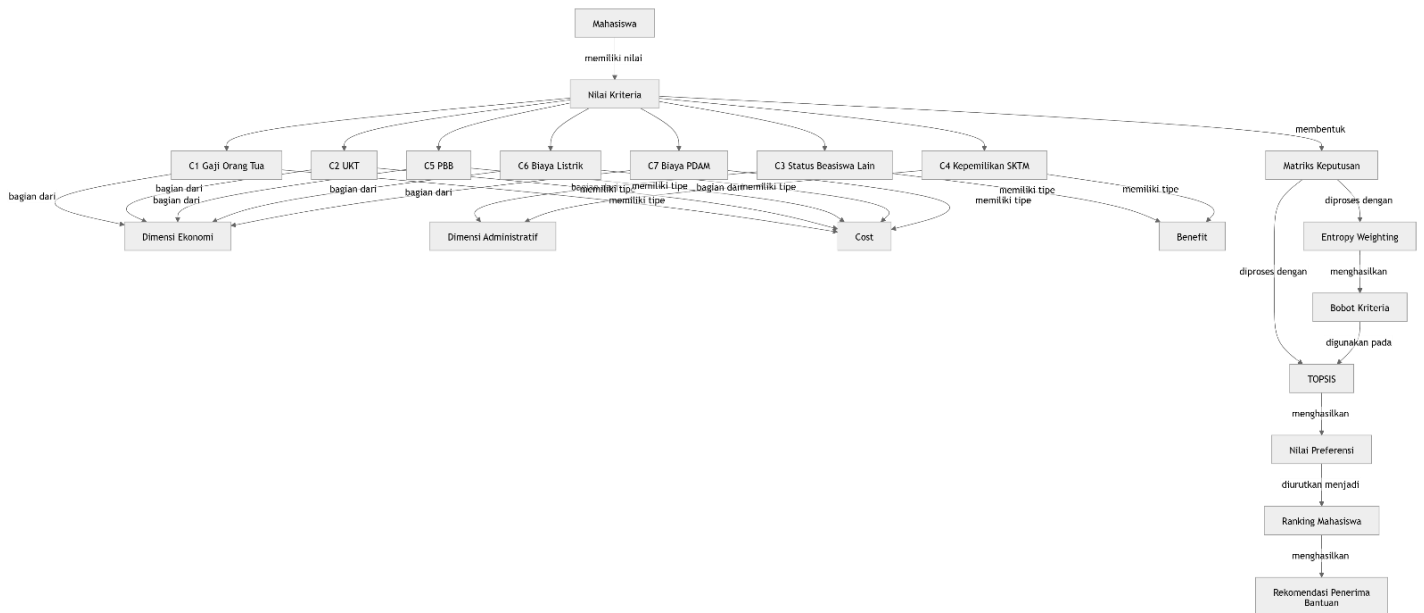
Tabel 1. Kriteria

Kode	Kriteria	Tipe
C1	Penghasilan orang tua	Cost
C2	Uang Kuliah Tunggal (UKT)	Cost
C3	Tidak menerima beasiswa lain	Benefit
C4	Kepemilikan SKTM	Benefit
C5	Pajak Bumi dan Bangunan (PBB)	Cost
C6	Biaya listrik	Cost
C7	Biaya PDAM	Cost

3.2. Model Konseptual Representasi Pengetahuan Kriteria

Berdasarkan kriteria pada tabel 1, representasi pengetahuan proses seleksi bantuan UKT disusun menggunakan *ontograf* konseptual. *Ontograf* menghubungkan mahasiswa, nilai dan jenis kriteria, pembobotan *Entropy*, perhitungan TOPSIS, nilai preferensi, pemeringkatan, serta rekomendasi penerima. *Ontograf* berfungsi menjelaskan makna dan hubungan setiap elemen dalam sistem. Kriteria penghasilan orang tua, UKT, PBB, listrik, dan PDAM direpresentasikan sebagai kriteria ekonomi bertipe *cost*, sedangkan status beasiswa lain dan kepemilikan SKTM sebagai kriteria administratif bertipe *benefit*.

Ontograf tidak digunakan sebagai mesin inferensi. Pembobotan dan pemeringkatan tetap dilakukan menggunakan *Entropy Weighting* dan TOPSIS. Dengan demikian, *ontograf* berperan sebagai representasi konseptual untuk meningkatkan keterbacaan, konsistensi, dan keterlacakan proses, bukan sebagai ontologi komputasional yang dapat dieksekusi.



Gambar 2. *Ontograf* Konseptual Representasi Pengetahuan Kriteria

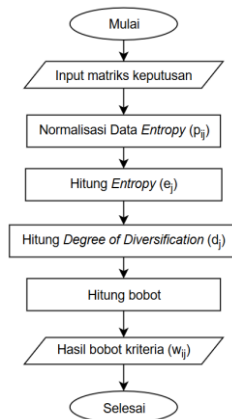
3.2. Pembentukan Matriks Keputusan

Matriks keputusan dibentuk dari 194 alternatif dan tujuh kriteria. Tabel 2 menampilkan sembilan alternatif awal serta ringkasan rentang alternatif A10 sampai A194 sebagaimana pada tabel 3.

Tabel 3. Matriks keputusan

Alt	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
A1	6000000	4000000	1	1	239000	462000	193000
A2	9000000	6000000	1	1	342000	326000	292000
A3	9000000	5500000	1	1	260000	591000	332000
A4	1500000	3000000	1	1	130000	240000	145000
A5	8000000	4000000	1	1	169000	656000	279000
A6	5000000	6000000	1	1	437000	575000	98000
A7	500000	4000000	1	1	36000	258000	133000
A8	1000000	1000000	1	1	119000	216000	86000
A9	7000000	5000000	1	1	380000	387000	241000
A10	9000000	13600000	1	1	239000	201000	270000
.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.
A194	300000	4000000	1	1	0	231000	0

3.3. Hasil Pembobotan Kriteria dengan *Entropy Weighting*



Gambar 3. Alur Pembobotan Kriteria dengan *Entropy Weighting*

3.3.1. Normalisasi Data *Entropy*

Tujuan normalisasi adalah mengubah nilai-nilai data asli agar berskala sama (0–1), sehingga bisa dibandingkan antar kriteria meskipun satuannya berbeda. Normalisasi dilakukan dengan menggunakan persamaan (1).

Tabel 4. Hasil Normalisasi Nilai Alternatif

Alt	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
A1	0,0068396	0,0031003	0,0052632	0,0053763	0,0047616	0,0063666	0,0061385
A2	0,0102593	0,0046504	0,0052632	0,0053763	0,0068137	0,0044925	0,0092872
A3	0,0102593	0,0042629	0,0052632	0,0053763	0,00518	0,0081443	0,0105595
A4	0,0017099	0,0023252	0,0052632	0,0053763	0,00259	0,0033073	0,0046118
A5	0,0091194	0,0031003	0,0052632	0,0053763	0,003367	0,00904	0,0088738
A6	0,0056996	0,0046504	0,0052632	0,0053763	0,0087064	0,0079238	0,0031169
A7	0,00057	0,0031003	0,0052632	0,0053763	0,0007172	0,0035554	0,0042301
A8	0,0011399	0,0007751	0,0052632	0,0053763	0,0023708	0,0029766	0,0027353
A9	0,0079795	0,0038754	0,0052632	0,0053763	0,0075708	0,0053331	0,0076652
A10	0,0102593	0,010541	0,0052632	0,0053763	0,0047616	0,0027699	0,0085875
.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.
A194	0,000342	0,0031003	0,0052632	0,0053763	0	0,0031833	0

3.3.2. Hitung *Entropy*

Entropy digunakan untuk mengukur ketidakpastian/keragaman dalam data kriteria. Semakin tinggi nilai *Entropy*, semakin kecil bobotnya (karena data seragam). Nilai *entropy* untuk kriteria ke-*j* dihitung menggunakan persamaan (2). Hasil normalisasi setiap alternatif (p_{ij}) akan dikalikan dengan logaritma natural dari hasil normalisasi itu sendiri ($\ln(p_{ij})$). Perhitungan tersebut akan dilakukan untuk setiap alternatif atau setiap mahasiswa. Hasil penjumlahan $p_{ij}\ln(p_{ij})$ seluruh alternatif di setiap kriteria akan dikalikan dengan (*k*) sehingga menghasilkan nilai *entropy* setiap kriteria berikut.

Tabel 5. Hasil Perhitungan *Entropy*

Kriteria	Entropy (e _j)
C1	0,9507891
C2	0,9693396
C3	0,9960451
C4	0,992006
C5	0,9591612
C6	0,9668352
C7	0,9530282

3.3.3. Hitung *Degree of Diversification* dan Bobot Kriteria

Degree of Diversification mengukur seberapa bervariasi data suatu kriteria dihitung dengan persamaan (3). Semakin besar d_j , semakin penting kriteria tersebut karena mengandung informasi bervariasi. Bobot kriteria (w_j) akan digunakan sebagai bobot akhir dari masing-masing kriteria. Bobot dihitung dengan rumus Bobot akhir setiap kriteria dihitung dengan membagi hasil dan total *Degree of Diversification* (d_j) sehingga menghasilkan bobot akhir kriteria pada tabel 6.

Perhitungan *Entropy* pada 194 alternatif menghasilkan bobot yang berbeda untuk setiap kriteria. Gaji orang tua memperoleh bobot tertinggi sebesar 23,13%, diikuti biaya PDAM 22,07%, PBB 19,19%, biaya listrik 15,59%, UKT 14,41%, kepemilikan SKTM 3,76%, dan status beasiswa lain 1,86%. Hasil lengkap disajikan pada Tabel 3. Bobot penghasilan orang tua (C1) menjadi yang tertinggi karena kriteria tersebut memiliki variasi nilai yang paling besar di antara 194 alternatif.

Tabel 6. Hasil Bobot Kriteria

Kode	Entropy (e_j)	Diversifikasi (d_j)	Bobot (w_j)	Persentase
C1	0,9507891	0,0492109	0,2312587	23,13%
C2	0,9693396	0,0306604	0,1440839	14,41%
C3	0,9960451	0,0039549	0,0185856	1,86%
C4	0,9920060	0,0079940	0,0375668	3,76%
C5	0,9591612	0,0408388	0,1919157	19,19%
C6	0,9668352	0,0331648	0,1558527	15,59%
C7	0,9530282	0,0469718	0,2207365	22,07%

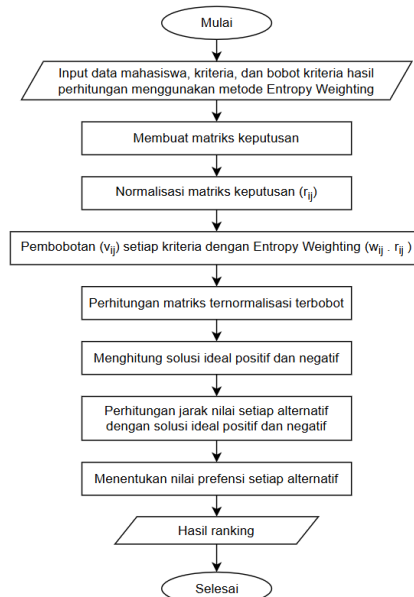
Bobot penghasilan orang tua (C1) menjadi yang tertinggi karena kriteria tersebut memiliki variasi nilai yang paling besar di antara 194 alternatif. Pada metode *Entropy Weighting*, kriteria dengan distribusi nilai yang lebih beragam menghasilkan nilai *entropy* yang lebih rendah dan derajat diversifikasi yang lebih tinggi. C1 memiliki *entropy* sebesar 0,9507891 dan diversifikasi sebesar 0,0492109, sehingga memperoleh bobot 23,13%. Sebaliknya, C3 dan C4 memiliki bobot relatif kecil karena keduanya berupa data biner dan sebagian besar mahasiswa mempunyai nilai yang sama. Kondisi yang relatif homogen tersebut menghasilkan *entropy* mendekati satu, diversifikasi rendah, serta bobot masing-masing hanya 1,86% dan 3,76%. Temuan ini sejalan dengan prinsip *Entropy* bahwa kriteria yang lebih bervariasi mempunyai informasi pembeda lebih besar [6], [7]. Namun, bobot rendah tidak berarti status beasiswa lain dan SKTM tidak penting secara kebijakan; keduanya tetap digunakan untuk menjaga dimensi administratif dalam model.

Jumlah dan komposisi data juga memengaruhi hasil pembobotan. Jumlah alternatif digunakan dalam konstanta *entropy* $k = 1/\ln(m)$, sedangkan penyebaran nilai pada setiap kriteria menentukan besarnya informasi pembeda. Karena jumlah alternatif yang digunakan sama untuk seluruh kriteria, yaitu 194 mahasiswa, perbedaan bobot terutama disebabkan oleh variasi distribusi datanya. Apabila jumlah mahasiswa atau pola sebaran data pada periode berikutnya berubah, nilai *entropy*, diversifikasi, dan bobot setiap kriteria juga dapat berubah. Dengan demikian, bobot *Entropy* bersifat bergantung pada karakteristik dataset dan bukan merupakan bobot kebijakan yang bersifat tetap.

Bobot C1 yang tinggi memberikan pengaruh lebih besar pada pembentukan matriks ternormalisasi terbobot TOPSIS. Karena C1 merupakan kriteria *cost*, mahasiswa dengan penghasilan orang tua yang lebih rendah akan lebih dekat terhadap solusi ideal positif, sedangkan penghasilan yang lebih tinggi akan memperbesar jarak terhadap kondisi ideal. Peningkatan atau penurunan bobot C1 dapat mengubah nilai preferensi dan posisi peringkat, terutama pada mahasiswa yang memiliki nilai preferensi berdekatan. Namun, peringkat akhir tetap merupakan hasil kombinasi seluruh kriteria, sehingga penghasilan orang tua tidak secara tunggal menentukan posisi mahasiswa.

Secara indikatif, alternatif yang memiliki selisih nilai preferensi sangat kecil lebih berpotensi sensitif terhadap perubahan bobot. Sebagai contoh, A97 dan A142 memiliki nilai preferensi masing-masing 0,921284 dan 0,917374, sedangkan A88 dan A93 memiliki nilai 0,862200 dan 0,861399. Perubahan kecil pada bobot kriteria dapat menyebabkan pertukaran posisi peringkat pada alternatif yang nilainya berdekatan tersebut.

3.4. Hasil Perankingan TOPSIS



Gambar 4. Alur Perhitungan TOPSIS

3.4.1. Normalisasi dan Pembentukan Matriks Normalisasi Terbobot

Setelah data dan bobot kriteria diperoleh, dilakukan proses normalisasi untuk menyetarakan skala antar kriteria, sehingga dapat digabungkan dalam satu model penilaian. Normalisasi digunakan untuk menyamakan skala antar kriteria. Normalisasi dihitung dengan persamaan (5). Setelah mendapatkan matriks normalisasi (r_{ij}), langkah selanjutnya adalah membentuk matriks ternormalisasi terbobot (V) dengan cara mengalikan setiap elemen matriks normalisasi dengan bobot kriteria yang diperoleh dari metode *Entropy Weighting*.

Tabel 3.7 Hasil Normalisasi Terbobot

Alternatif	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
A1	0,0180505	0,0054273	0,0013483	0,0027545	0,0108925	0,0120308	0,0158667
A2	0,0270757	0,0081409	0,0013483	0,0027545	0,0155868	0,0084893	0,0240056
A3	0,0270757	0,0074625	0,0013483	0,0027545	0,0118496	0,0153901	0,0272941
A4	0,0045126	0,0040705	0,0013483	0,0027545	0,0059248	0,0062498	0,0119206
A5	0,0240673	0,0054273	0,0013483	0,0027545	0,0077022	0,0170828	0,0229369
A6	0,0150421	0,0081409	0,0013483	0,0027545	0,0199165	0,0149735	0,0080567
A7	0,0015042	0,0054273	0,0013483	0,0027545	0,0016407	0,0067185	0,0109341
A8	0,0030084	0,0013568	0,0013483	0,0027545	0,0054235	0,0056248	0,0070702
A9	0,0210589	0,0067841	0,0013483	0,0027545	0,0173187	0,0100778	0,0198129
A10	0,0270757	0,0184528	0,0013483	0,0027545	0,0108925	0,0052342	0,022197
.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.
A194	0,0039027	0,0376675	0,0725476	0,0733236	0	0,0385968	0

3.4.2. Hitung Jarak ke Solusi Ideal

Setelah diperoleh matriks hasil normalisasi terbobot, ditentukan solusi ideal positif (A^+) dan solusi ideal negatif (A^-), di mana untuk kriteria bertipe *benefit*, nilai terbaik diambil sebagai A^+ dan terendah sebagai A^- , sedangkan untuk kriteria *cost* berlaku sebaliknya. Selanjutnya dihitung jarak tiap alternatif terhadap A^+ dan A^- menggunakan rumus *Euclidean distance*, untuk

mengetahui seberapa dekat suatu alternatif terhadap solusi terbaik dan seberapa jauh dari solusi terburuk. Dari hasil jarak ini, dihitung nilai preferensi (C_i) yang merupakan rasio antara jarak ke solusi negatif terhadap total jarak (positif dan negatif), sehingga nilai C_i yang lebih tinggi menunjukkan alternatif yang lebih dekat ke solusi ideal positif. Perhitungan ini menggunakan persamaan (7).

Tabel 8. Jarak ke Solusi Ideal

Mahasiswa	D_i^+	D_i^-
A1	0,0291251	0,0290395
A2	0,0408588	0,0197448
A3	0,043379	0,0188777
A4	0,0155055	0,0433345
A5	0,0381735	0,0245551
A6	0,0308003	0,0308229
A7	0,0135601	0,0471735
A8	0,0106607	0,0477776
A9	0,0355262	0,02305
A10	0,0410047	0,0223151
.	.	.
.	.	.
.	.	.
A194	0,007221	0,0537452

3.4.3. Perhitungan Nilai Preferensi dan Perankingan

Setelah diperoleh jarak setiap alternatif terhadap solusi ideal positif (D_i^+) dan solusi ideal negatif (D_i^-), tahap selanjutnya adalah menghitung nilai preferensi atau nilai kedekatan relatif (C_i) untuk masing-masing alternatif. Nilai preferensi ini digunakan sebagai dasar utama untuk melakukan perankingan alternatif dengan persamaan (8).

TOPSIS menghasilkan nilai preferensi sekitar 0,173 sampai 0,921. Alternatif A97 memperoleh nilai tertinggi 0,921284 dan menempati peringkat pertama, diikuti A142 sebesar 0,917374, A60 sebesar 0,894067, A177 sebesar 0,888116, dan A194 sebesar 0,881557. Alternatif dengan nilai preferensi tinggi memiliki kombinasi nilai yang lebih dekat terhadap kondisi ideal sesuai bobot dan jenis kriteria. Sepuluh alternatif teratas dan kecocokannya terhadap status historis ditunjukkan pada tabel 7.

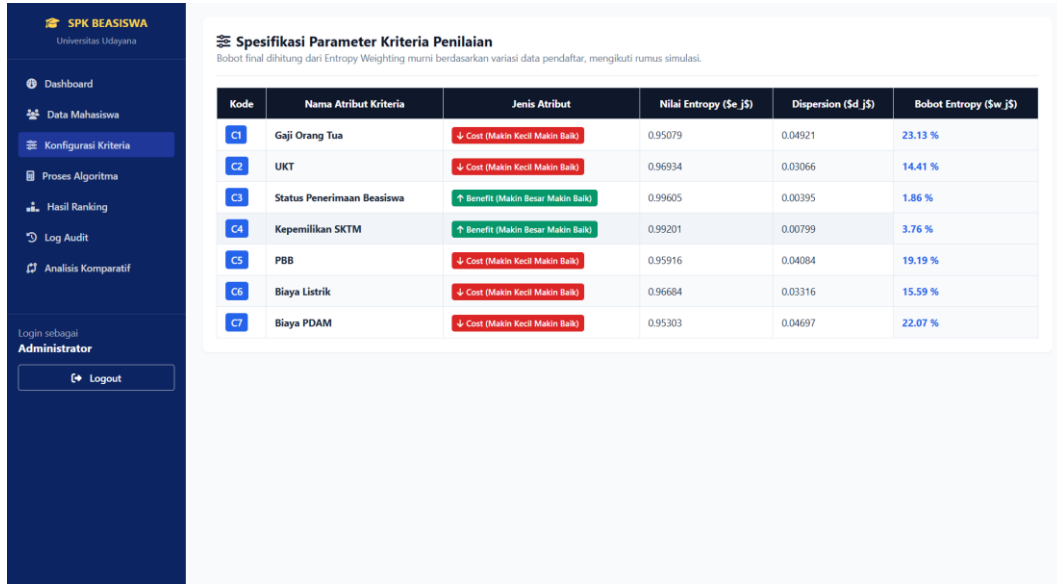
Tabel 7. Hasil Perankingan TOPSIS

Peringkat	Alternatif	Nilai Preferensi	Kategori
1	A97	0,921284	Sangat Layak
2	A142	0,917374	Sangat Layak
3	A60	0,894067	Sangat Layak
4	A177	0,888116	Sangat Layak
5	A194	0,881557	Sangat Layak
6	A72	0,879845	Sangat Layak
7	A18	0,870270	Sangat Layak
8	A99	0,864272	Sangat Layak
9	A88	0,862200	Sangat Layak
10	A93	0,861399	Sangat Layak
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
194	A183	0,172666	Tidak Layak

Sebanyak 14 mahasiswa masuk kategori sangat layak, 44 layak, 93 cukup layak, dan 43 tidak layak. Kategori membantu penyajian hasil, tetapi keputusan operasional sebaiknya tetap menggunakan urutan nilai preferensi, kuota bantuan, pemeriksaan dokumen, dan pertimbangan kebijakan. Perbedaan antara hasil model dan status aktual juga dapat terjadi karena keputusan aktual mempertimbangkan informasi yang tidak seluruhnya direpresentasikan oleh tujuh kriteria.

3.5. Implementasi Sistem Berbasis Web

Sistem diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web yang menyediakan halaman login, dashboard, pengelolaan data mahasiswa, konfigurasi kriteria, proses *Entropy*-TOPSIS, hasil ranking, dan ekspor hasil. Administrator dapat mengimpor data, menjalankan perhitungan secara otomatis, melihat bobot setiap kriteria, serta menelusuri nilai preferensi dan kategori kelayakan. Gambar 5 menunjukkan halaman hasil bobot kriteria dan gambar 6 menunjukkan halaman hasil akhir pemeringkatan.



Spesifikasi Parameter Kriteria Penilaian
Bobot final dihitung dari Entropy Weighting murni berdasarkan variasi data pendaftar, mengikuti rumus simulasi.

Kode	Nama Atribut Kriteria	Jenis Atribut	Nilai Entropy (\$e_j\$)	Dispersion (\$d_j\$)	Bobot Entropy (\$w_j\$)
C1	Gaji Orang Tua	↓ Cost (Makin Kecil Makin Baik)	0.95079	0.04921	23.13 %
C2	UKT	↓ Cost (Makin Kecil Makin Baik)	0.96934	0.03066	14.41 %
C3	Status Penerimaan Beasiswa	↑ Benefit (Makin Besar Makin Baik)	0.99605	0.00395	1.86 %
C4	Kepemilikan SKTM	↑ Benefit (Makin Besar Makin Baik)	0.99201	0.00799	3.76 %
C5	PBB	↓ Cost (Makin Kecil Makin Baik)	0.95916	0.04084	19.19 %
C6	Biaya Listrik	↓ Cost (Makin Kecil Makin Baik)	0.96684	0.03316	15.59 %
C7	Biaya PDAM	↓ Cost (Makin Kecil Makin Baik)	0.95303	0.04697	22.07 %

Gambar 6. Halaman Hasil Bobot Kriteria



Hasil Akhir Perangkingan Beasiswa Export Excel Hasil (.XLSX)

Rang	NIM	Nama Mahasiswa	Fakultas / Prodi	Skor Preferensi (\$V_j\$)	Kategori Kelayakan	Status Kelulusan
1	2505571045	M.S.I.	Fakultas Teknik - Teknik Industri	0.92128	Sangat Layak / Prioritas Utama	Highly Eligible
2	2510511062	N.S.Y.	Fakultas Teknologi Pertanian - Teknologi Pangan	0.91737	Sangat Layak / Prioritas Utama	Highly Eligible
3	2509511160	S.A.Y.	Fakultas Kedokteran Hewan - Kedokteran Hewan	0.89407	Sangat Layak / Prioritas Utama	Highly Eligible
4	2212511080	I.W.	Fakultas Ilmu Sosial dan Ilmu Politik - SOSIOLOGI	0.88812	Sangat Layak / Prioritas Utama	Highly Eligible
5	2410521058	A.I.M.S.	Teknologi Pertanian - Teknologi Industri Pertanian	0.88156	Sangat Layak / Prioritas Utama	Highly Eligible
6	2505531050	V.P.M.M.	Fakultas Teknik - Teknik Mesin	0.87985	Sangat Layak / Prioritas Utama	Highly Eligible
7	2507521247	N.M.A.R.	Fakultas Ekonomi dan Bisnis - Sarjana-Management	0.87027	Sangat Layak / Prioritas Utama	Highly Eligible
8	2510511060	I.M.	Fakultas Teknologi Pertanian - Teknologi Pangan	0.86427	Sangat Layak / Prioritas Utama	Highly Eligible
9	2504551331	K.I.V.S.	Fakultas Hukum - Ilmu Hukum	0.86220	Sangat Layak / Prioritas Utama	Highly Eligible

Gambar 5. Halaman Hasil Akhir Perangkingan

Penyajian nilai preferensi, kategori, dan status membantu pengelola menelusuri dasar rekomendasi. Fitur ekspor mendukung pemeriksaan lanjutan dan dokumentasi proses.

3.6. Hasil Evaluasi Sistem dengan *Precision@K*

Seluruh mahasiswa terlebih dahulu diurutkan berdasarkan nilai preferensi TOPSIS dari nilai tertinggi hingga terendah. Selanjutnya, status kelulusan aktual setiap mahasiswa pada *Top-K* digunakan sebagai data pembanding.

Tabel 8. Hasil Peringkat 10 Teratas

Peringkat	Alternatif	TOPSIS	Status	Relevansi
1	A97	0,921284	Tidak Lolos	0
2	A142	0,917374	Lolos	1
3	A60	0,894067	Lolos	1
4	A177	0,888116	Lolos	1
5	A194	0,881557	Lolos	1
6	A72	0,879845	Lolos	1
7	A18	0,870270	Lolos	1
8	A99	0,864272	Lolos	1
9	A88	0,862200	Tidak Lolos	0
10	A93	0,861399	Lolos	1
Jumlah				8

Hasil ranking dibandingkan dengan status kelolosan aktual. Pada Top-10 terdapat 8 mahasiswa aktual lolos, pada Top-20 terdapat 15, pada Top-30 terdapat 24, pada Top-40 terdapat 33, dan pada Top-50 terdapat 41. Berdasarkan jumlah tersebut, *Precision@K* berada pada rentang 75%–82,5% yang dihasilkan dari perhitungan dengan persamaan (9) dan kemudian dikonversi menjadi persentase sebagaimana tabel 9.

Tabel 9. Hasil Evaluasi *Precision@K*

K	Aktual Lolos dalam Top-K	Aktual Tidak Lolos	<i>Precision@K</i>
10	8	2	80.0%
20	15	5	75.0%
30	24	6	80.0%
40	33	7	82.5%
50	41	9	82.0%

Precision@10 sebesar 80% menunjukkan bahwa delapan dari sepuluh alternatif prioritas tertinggi sesuai dengan status aktual. Nilai turun menjadi 75% pada Top-20 karena terdapat tambahan alternatif yang tidak lolos, kemudian meningkat sampai 82,5% pada Top-40 dan tetap tinggi sebesar 82% pada Top-50. Pola tersebut menunjukkan bahwa sistem cukup konsisten menempatkan mahasiswa aktual lolos pada bagian atas daftar. Namun, adanya sembilan mahasiswa aktual tidak lolos pada Top-50 menunjukkan bahwa model belum dapat menggantikan verifikasi manusia.

Ketidaksesuaian dapat disebabkan oleh keterbatasan kriteria, perbedaan pertimbangan kebijakan, verifikasi lapangan, atau karakteristik data historis. Selain itu, *Entropy* memberi bobot berdasarkan variasi data, bukan preferensi normatif pengelola. Oleh karena itu, nilai *Precision@K* lebih tepat dipahami sebagai ukuran kemampuan sistem mereplikasi prioritas aktual pada bagian atas ranking, bukan sebagai bukti bahwa semua keputusan sistem benar.

3.5. Hasil Evaluasi *System Usability Scale*

System Usability Scale dalam penelitian ini menggunakan lima profil pengguna menghasilkan skor 75,00; 85,00; 77,50; 82,50; dan 87,50. Rata-rata skor sebesar 81,50, median 82,50, nilai minimum 75,00, maksimum 87,50, dan standar deviasi 5,18. Seluruh nilai berada di atas *benchmark* 68 yang umum digunakan sebagai pembandingan interpretasi SUS.

Tabel 10. Statistik Deskriptif Skor SUS

Ukuran	Nilai
Jumlah responden	5
Rata-rata	81,50
Median	82,50
Minimum	75,00
Maksimum	87,50
Standar deviasi	5,18

Nilai tersebut secara ilustratif menunjukkan persepsi *usability* yang baik. Hasil simulasi tersebut menunjukkan bahwa sistem memiliki persepsi *usability* yang baik, mudah dipelajari, dan dapat digunakan untuk mendukung proses pengelolaan serta pemeringkatan calon penerima.

4. Kesimpulan

Penelitian menghasilkan sistem pendukung keputusan berbasis web yang menggabungkan *Entropy Weighting* dan TOPSIS untuk menyusun prioritas penerima bantuan penurunan UKT. *Entropy Weighting* menentukan bobot tujuh kriteria secara objektif berdasarkan variasi data 194 mahasiswa. Gaji orang tua memperoleh bobot tertinggi 23,13%, sedangkan status beasiswa lain memperoleh bobot terendah 1,86%. TOPSIS menghasilkan nilai preferensi sekitar 0,173–0,921 dan menempatkan A97 pada peringkat pertama.

Evaluasi *Precision@K* menghasilkan 80% pada Top-10, 75% pada Top-20, 80% pada Top-30, 82,5% pada Top-40, dan 82% pada Top-50. Sistem cukup baik menempatkan mahasiswa aktual lolos pada bagian atas daftar, tetapi tidak menggantikan keputusan pengelola. Hasil evaluasi *System Usability Scale* menghasilkan rata-rata 81,50 menunjukkan bahwa sistem dipersepsikan mudah digunakan.

Referensi

- [1] A. Ermalianti, A. Pramono, and A. Ransi, "Sistem Pendukung Keputusan Penerima Beasiswa Menggunakan Metode Weighted Product," *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, 2021.
- [2] M. U. Siregar, T. Nasiroh, and M. Mustakim, "Suatu Pendekatan Hibrid Menggunakan TOPSIS-Entropi pada Penentuan Siswa Penerima Beasiswa Prestasi Berbasis Kriteria Objektif," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 1, pp. 167–176, 2021, doi: 10.25126/jtiik.202184261.
- [3] S. P. Septiana and R. Sulaiman, "Penentuan Prioritas Keluarga Penerima Manfaat PKH Menggunakan Metode Entropi-TOPSIS," *MATHUNESA: Jurnal Ilmiah Matematika*, pp. 49–58, 2023.
- [4] M. R. Tohamba, A. Tenriawaru, and Y. Magfirah, "Studi Komparatif Metode WASPAS dan TOPSIS dalam Sistem Pendukung Keputusan Prioritas Penerima Beasiswa," *Technologica*, vol. 4, no. 2, pp. 72–84, 2025.
- [5] O. Arslantaş, M. Gümüş, and E. H. Özder, "Scholarship Recipient Selection for Higher Education with AHP, SAW and TOPSIS," *Journal of Turkish Operations Management*, vol. 7, no. 2, 2023.
- [6] T. C. Wang, T. T. T. Nguyen, and B. N. Phan, "Analyzing Higher Education Performance by Entropy–TOPSIS Method: A Case Study in Viet Nam Private Universities," *Measurement and Control*, vol. 55, no. 5–6, pp. 385–410, 2022, doi: 10.1177/00202940221089504.
- [7] 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, art. 365, 2024, doi: 10.3390/e26050365.
- [8] W. Wongvilaisakul, P. Netinant, and M. Rukhiran, "Dynamic Multi-Criteria Decision Making of Graduate Admission Recommender System: AHP and Fuzzy AHP Approaches," *Sustainability*, vol. 15, no. 12, art. 9758, 2023, doi: 10.3390/su15129758.
- [9] M. F. Zulkarnain, I. B. G. Dwidasmara, M. A. Raharja, I. G. S. Astawa, I. W. Supriana, and I. D. M. B. A. Darmawan, "Penerapan Metode SAW dan TOPSIS dalam Sistem Rekomendasi Lowongan Kerja Bali," *JELIKU (Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana)*, vol. 11, no. 2, pp. 223–234, 2022, doi: 10.24843/JLK.2022.v11.i02.p02.
- [10] Z. Zhang, B. G. Patra, A. Yaseen, J. Zhu, R. Sabharwal, K. Roberts, T. Cao, and H. Wu, "Scholarly Recommendation Systems: A Literature Survey," *Knowledge and Information Systems*, vol. 65, no. 11, pp. 4433–4478, 2023, doi: 10.1007/s10115-023-01901-x.
- [11] J. Kim, T. Kim, and B. Yun, "Development and Application of an AI-Based Personalized Research-Paper Recommendation System: An Example from K University," *Journal of Korean Association for Educational Information and Media*, vol. 29, no. 3, pp. 705–730, 2023, doi: 10.15833/KAFEIAM.29.3.705.
- [12] Y.-M. Tamm, R. Damdinov, and A. Vasilev, "Quality Metrics in Recommender Systems: Do We Calculate Metrics Consistently?" *arXiv:2206.12858*, 2022.
- [13] M. Mailasari, M. N. Winnarto, and A. Purnamawati, "Penerapan Metode Waterfall dalam Pengembangan Aplikasi Schedule Maintenance Alat Produksi," *Infotek: Jurnal Informatika dan Teknologi*, vol. 7, no. 1, pp. 133–141, 2024.
- [14] Z. Sharfina and H. B. Santoso, "An Indonesian Adaptation of the System Usability Scale (SUS)," in *Proc. 2016 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems*, pp. 145–148, 2016, doi: 10.1109/ICACSIS.2016.7872776.
- [15] J. Brooke, "SUS: A 'Quick and Dirty' Usability Scale," in *Usability Evaluation in Industry*, P. W. Jordan, B. Thomas, B. A. Weerdmeester, and A. L. McClelland, Eds. London, U.K.: Taylor & Francis, pp. 189–194, 1996.