



Implementasi Metode Profile Matching untuk Evaluasi Kinerja Praktik Lapangan pada Sistem SIPRAMA

Saiful Bahri¹, Rizki Dewantara², Riolandi Akbar³

¹Informatika, Saintekkeb, Institut Teknologi Bisnis Dan Kesehatan Bhakti Putra Bangsa Indonesia

²Informatika, Ilmu Tarbiyah dan Keguruan, Universitas Islam Negeri Siber Syekh Nurjati Cirebon

³Ilmu Tarbiyah, Ilmu Tarbiyah, STIT Al Quraniyah Manna

¹saifulbahri970405@gmail.com, ²dewantararizki@uinssc.ac.id, ³riolandiakbar@gmail.com

Abstract

The evaluation of student clinical practice performance often relies on subjective assessment, leading to inconsistencies in competency mapping. This study analyzes a dataset of 45 midwifery students from the 2025/2026 academic year extracted from the SIPRAMA Information System by implementing a Decision Support System utilizing the Profile Matching method. This method compares individual student achievement against predetermined institutional ideal standards, offering a better fit than maximizing algorithms like SAW or TOPSIS. The evaluation criteria consist of Midwifery Care Assessment (Askeb), Pre/Post-tests, Multi-Source Feedback (MSF), and Seminars. Criteria are categorized into Core Factors (60%) for technical skills and Secondary Factors (40%) for cognitive support. Setting a strict clinical feasibility threshold of 4.50, the system successfully identified 27 eligible students (60%) and 18 ineligible students (40%). Furthermore, the algorithm successfully filtered out academic anomalies—students with high theoretical scores but severe clinical deficits. System validation compared against manual supervisor decisions yielded a 100% accuracy rate. This study concludes that Profile Matching provides a highly accurate, data-driven decision-making tool, recommending future integration into SIPRAMA's backend for real-time assessment on a larger dataset.

Keywords: accuracy, decision support system, performance analysis, profile matching, SIPRAMA

Abstrak

Evaluasi kinerja praktik klinis mahasiswa sering kali bergantung pada penilaian subjektif, yang menyebabkan inkonsistensi pemetaan kompetensi. Penelitian ini menganalisis himpunan data (*dataset*) 45 mahasiswa kebidanan tahun ajaran 2025/2026 yang diekstraksi dari Sistem Informasi SIPRAMA, dengan mengimplementasikan Sistem Pendukung Keputusan menggunakan metode *Profile Matching*. Metode ini membandingkan pencapaian individu dengan standar ideal institusi, yang memberikan kecocokan lebih baik dibandingkan algoritma maksimasi seperti SAW atau TOPSIS. Kriteria evaluasi meliputi Asuhan Kebidanan (Askeb), Pre/Posttest, *Multi-Source Feedback* (MSF), dan Seminar. Kriteria dikategorikan ke dalam *Core Factor* (60%) untuk keahlian teknis dan *Secondary Factor* (40%) untuk pendukung kognitif. Dengan menetapkan ambang batas kelayakan klinis ketat sebesar 4.50, sistem berhasil mengidentifikasi 27 mahasiswa layak (60%) dan 18 mahasiswa tidak layak (40%). Selain itu, algoritma sukses menyaring anomali akademik—mahasiswa dengan nilai teori tinggi namun cacat klinis. Validasi sistem yang dikomparasikan dengan keputusan manual pembimbing menghasilkan tingkat akurasi sebesar 100%. Penelitian ini menyimpulkan bahwa *Profile Matching* memberikan alat pengambilan keputusan berbasis data yang sangat akurat, serta merekomendasikan integrasi *real-time* ke dalam SIPRAMA untuk pengujian *dataset* berskala besar di masa mendatang.

Kata kunci: urasi, analisis kinerja, profile matching, SIPRAMA, sistem pendukung keputusan.



1. Pendahuluan

Transformasi digital di lingkungan perguruan tinggi mendorong penciptaan sistem informasi terpusat untuk memfasilitasi kebutuhan operasional dan akademik institusi[1]. Sistem Informasi SIPRAMA merupakan salah satu pilar teknologi yang dirancang untuk mengelola entitas data secara dinamis. Saat ini, fungsionalitas utama SIPRAMA berpusat pada proses akuisisi data, di mana sistem bertindak secara masif sebagai pengumpul data (data collector) nilai dari pembimbing lapangan setelah masa praktik klinis maupun lapangan mahasiswa dinyatakan selesai [2]. Meskipun SIPRAMA telah berhasil memastikan sentralisasi dan digitalisasi data, ketersediaan himpunan data (dataset) mentah yang melimpah tersebut belum dimanfaatkan secara optimal melalui skema analisis komputasional tingkat lanjut [3].

Praktik lapangan merupakan tahapan krusial bagi mahasiswa, khususnya di bidang kesehatan dan kebidanan, untuk mengimplementasikan kerangka teori ke dalam lingkungan kerja nyata [4]. injauan literatur atas berbagai penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa evaluasi kinerja klinis di lapangan sering kali rentan terhadap bias subjektivitas dari pihak evaluator, yang berujung pada inkonsistensi penilaian kompetensi [5]. Dalam upaya mengatasi bias tersebut, rekayasa analitik melalui Sistem Pendukung Keputusan (SPK) menjadi solusi yang marak dikembangkan[6]. Penelitian-penelitian sebelumnya banyak mengadopsi metode SPK seperti Simple Additive Weighting (SAW)[7], Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS)[8], Simple Multi-Attribute Rating Technique (SMART)[9], atau MOORA[10] guna merangking kinerja. Namun, terdapat kelemahan fundamental jika metode-metode tersebut diterapkan pada evaluasi praktik klinis. SAW, TOPSIS, dan SMART beroperasi pada prinsip maksimasi nilai agregat, yaitu "semakin tinggi total nilai penjumlahan kriteria, maka semakin baik kedudukan alternatif tersebut" [11]. Paradigma ini sangat berbahaya diterapkan dalam standar profesi kesehatan medis. Dalam kebidanan, institusi telah memiliki "standar profil ideal" yang kaku. Misalnya, seorang mahasiswa yang nilai praktikum suntiknya buruk tidak boleh diluluskan hanya karena nilai ujian tertulisnya sangat tinggi, sebuah anomali yang akan lolos jika menggunakan logika penjumlahan SAW [12].

Berdasarkan analisis literatur dan kesenjangan tersebut, penelitian ini mengusulkan implementasi algoritma Profile Matching (Pencocokan Profil)

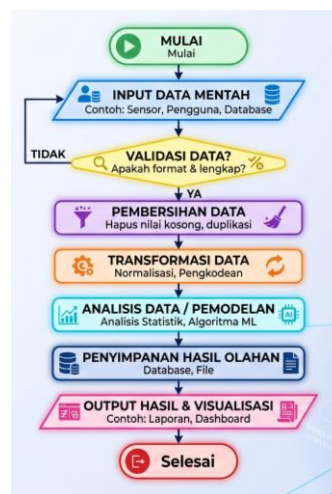
sebagai kerangka evaluasi[13]. Metode ini secara spesifik mengeksekusi kelayakan kinerja dengan mengukur jarak kesenjangan matematis (gap) antara kompetensi riil mahasiswa dengan profil target institusi, bukan sekadar mencari nilai tertinggi [14]. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk membuktikan secara empiris bahwa dataset input pembimbing di sistem SIPRAMA dapat dikonversi menjadi keputusan kelayakan (Layak/Tidak Layak) secara otomatis, objektif, dan tervalidasi menggunakan Profile Matching[15].

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menerapkan kerangka analitik kuantitatif yang berfokus pada implementasi Sistem Pendukung Keputusan (SPK).

2.1. Deskripsi Dataset dan Alur Sistem

Objek penelitian difokuskan pada pengolahan pangkalan data SIPRAMA. Himpunan data (dataset) yang digunakan terdiri dari 45 data kinerja mahasiswa kebidanan pada periode praktik lapangan Tahun Ajaran 2025/2026. Untuk keperluan demonstrasi perhitungan di dalam naskah ini, diambil 10 sampel representatif. Alur tata kelola pengolahan data pada penelitian ini diilustrasikan secara visual melalui diagram alir (flowchart) pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Proses Evaluasi Kinerja Berbasis Profile Matching

2.2. Variabel dan Kriteria Evaluasi

Parameter penilaian diekstraksi langsung dari antarmuka formulir digital SIPRAMA (Gambar 2). Perlu ditegaskan bahwa nilai yang diinputkan oleh pembimbing melalui formulir ini murni merupakan raw data dengan skala 1 hingga 5, yang belum melalui pemrosesan analitik apapun.

Gambar 2. Representasi Antarmuka Formulir Input Nilai oleh Pembimbing Lapangan.

Kriteria utama dikelompokkan ke dalam dua faktor:

1. Core Factor (CF): Aspek teknis dan klinis mutlak. Terdiri dari K1 (Nilai Askeb/Asuhan) dan K3 (Nilai Multi-Source Feedback/MSF).
2. Secondary Factor (SF): Aspek pendukung kognitif/teori. Terdiri dari K2 (Nilai Pre/Posttest) dan K4 (Nilai Seminar).
Setiap kriteria memiliki nilai target standar institusi (tabel 1 pada bagian Hasil).

2.3. Variabel dan Kriteria Evaluasi

Pencocokan profil dilakukan dengan mencari selisih nilai riil mahasiswa dan nilai target institusi menggunakan persamaan aritmatika

$$Gap = N_{mahasiswa} - N_{target} \quad (1)$$

Nilai Gap ini dikonversi menjadi bobot kelayakan. Selisih 0 diberi bobot tertinggi 5, selisih 1 berbobot 4.5, selisih -1 berbobot 4, selisih 2 berbobot 3.5, dan selisih -2 berbobot 3.0.

2.4. Perhitungan Core Factor dan Secondary Factor
Setiap kriteria dijumlahkan berdasarkan klasifikasi kelompoknya untuk mencari nilai rerata ekuivalen pada tiap dimensi. Persamaan rata-rata CF (N_c) dan SF (N_s) adalah:

$$N_c = \frac{\sum N_{CF}}{\sum IC} \quad (2)$$

$$N_s = \frac{\sum N_{SF}}{\sum IS} \quad (3)$$

Di mana $\sum N_{CF}$ adalah total bobot CF, dan $\sum IC$ adalah jumlah item kriteria CF

2.5 Pemeringkatan dan Ambang Batas Kelayakan

Integrasi nilai akhir dilakukan melalui perkalian persentase bobot dimensi.

$$N_{Total} = (60\% \times N_c) + (40\% \times N_s) \quad (4)$$

Rasio 60% untuk CF didasarkan pada prinsip medis bahwa keterampilan teknis (*skill* klinis) memiliki urgensi keselamatan pasien yang lebih tinggi

dibandingkan penguasaan teori (40%). Penelitian ini menetapkan ambang batas (*threshold*) sebesar 4.50. Dasar penetapan angka 4.50 ini merepresentasikan ekuivalensi "Nilai A/B+" pada pedoman standar kelulusan kompetensi profesi klinis yang mewajibkan tingkat penguasaan minimal 90% dari profil ideal. Mahasiswa dengan $N_{Total} \geq 4.50$ diidentifikasi "Layak", dan < 4.50 "Tidak Layak".

2.6. Pengujian dan Validasi Akurasi

Untuk menguji keandalan sistem, keputusan Profile Matching akan dikomparasikan secara head-to-head dengan keputusan manual (ground truth) dari pembimbing lapangan. Tingkat akurasi sistem dihitung menggunakan matriks kebingungan (confusion matrix) sederhana dengan persamaan.

$$Akurasi = \left(\frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Total Dataset}} \right) \times 100\% \quad (5)$$

3. Hasil dan Pembahasan

Proses validasi dan pengujian skenario matematis dilakukan dengan mengekstraksi data riil secara acak dari basis data SIPRAMA. Untuk mendemonstrasikan kapabilitas arsitektur komputasi ini secara transparan, penelitian ini mensimulasikan perhitungan secara mendalam pada 5 (lima) sampel data mahasiswa

3.1 Penentuan Target dan Data Mahasiswa

Tabel 1 memperlihatkan parameter profil target. Dari total populasi 45 mahasiswa, Tabel 2 memaparkan ekstraksi dataset mentah untuk 10 sampel representatif. Data pada Tabel 2 ini merupakan skor awal (raw score) hasil input langsung dari pembimbing, yang belum disentuh komputasi.

Tabel 1. Profil Target dan Klasifikasi Kriteria Ideal Institusi

Kriteria Penilaian	Klasifikasi Faktor	Target Standar
K1: Nilai Askeb	Core Factor (CF)	5
K2:Nilai Pre/Posttest	Secondary Factor (SF)	4
K3: Nilai MSF	Core Factor (CF)	4
K4: Nilai Seminar	Secondary Factor (SF)	4

Tabel 2. Data Mentah Rekapitulasi Input Pembimbing Lapangan

Nama Mahasiswa	K1	K2	K3	K4
Mahasiswa A	4	4	4	3
Mahasiswa B	5	3	5	4
Mahasiswa C	3	5	4	4
Mahasiswa D	4	5	3	5

Mahasiswa E	5	4	4	5
Mahasiswa F	5	4	3	4
Mahasiswa G	4	3	3	3
Mahasiswa H	5	4	4	4
Mahasiswa I	4	3	4	2
Mahasiswa J	4	4	5	4

3.2 Komputasi Kesenjangan dan Konversi Bobot Aktual

Tiap elemen nilai pada Tabel 2 didiferensiasikan dengan matriks target (Tabel 1). Sebagai rincian simulasi, Mahasiswa C memperoleh skor mentah $K1=3$. Nilai kesenjangan (Gap) Mahasiswa C adalah $3 - 5 = -2$. Defisit -2 ekuivalen dengan bobot kelayakan 3.0. Kalkulasi komprehensif diuraikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Matriks Hasil Konversi Bobot Kesenjangan (Gap)

Nama Mahasiswa	Bobot K1 (CF)	Bobot K2 (SF)	Bobot K3 (CF)	Bobot K4 (SF)
Mahasiswa A	4.0	5.0	5.0	4.0
Mahasiswa B	5.0	4.0	4.5	5.0
Mahasiswa C	3.0	4.5	5.0	5.0
Mahasiswa D	4.0	4.5	4.0	4.5
Mahasiswa E	5.0	5.0	5.0	4.5
Mahasiswa F	5.0	5.0	4.0	5.0
Mahasiswa G	4.0	4.0	4.0	4.0
Mahasiswa H	5.0	5.0	5.0	5.0
Mahasiswa I	4.0	4.0	5.0	3.0
Mahasiswa J	4.0	5.0	4.5	5.0

3.3 Simulasi Perhitungan Manual

Untuk memvalidasi keandalan komputasi algoritma *Profile Matching*, berikut adalah demonstrasi perhitungan matematis secara manual (*step-by-step*) menggunakan sampel data Mahasiswa C.

3.3.1 Langkah 1: Perhitungan Gap dan Konversi Bobot

Diketahui profil target institusi (Tabel 1) adalah $K1=5$, $K2=4$, $K3=4$, $K4=4$.

Berdasarkan Tabel 2, skor riil Mahasiswa C adalah $K1=3$, $K2=5$, $K3=4$, $K4=4$.

1. $K1$ (Askeb/CF): $Gap = 3 - 5 = -2$.
Konversi bobot kelayakan = 3.0
2. $K2$ (Pre-Posttest/SF): $Gap = 5 - 4 = 1$.
Konversi bobot kelayakan = 4.5
3. $K3$ (MSF/CF): $Gap = 4 - 4 = 0$. Konversi bobot kelayakan = 5.0
4. $K4$ (Seminar/SF): $Gap = 4 - 4 = 0$.
Konversi bobot kelayakan = 5.0

3.3.2 Langkah 2: Agregasi Core Factor (N_c) dan Secondary Factor (N_s)

Menghitung nilai rata-rata berdasarkan dimensi faktor ($K1$ dan $K3$ adalah *Core Factor*, sedangkan $K2$ dan $K4$ adalah *Secondary Factor*):

$$N_c = \frac{3.0 + 5.0}{2} = 4.00$$

$$N_s = \frac{4.5 + 5.0}{2} = 4.75$$

3.3.3 Langkah 3: Penentuan Nilai Akhir (N_{Total})

Menghitung persentase kelayakan akhir dengan rasio CF 60% dan SF 40%:

$$N_{Total} = (0.6 \times 4.00) + (0.4 \times 4.75)$$

$$N_{Total} = 2.40 + 1.90 = 4.30$$

Berdasarkan perhitungan manual tersebut, nilai akhir Mahasiswa C adalah 4.30. Karena angka tersebut lebih kecil dari ambang batas kelayakan yang ditetapkan sistem (4.50), maka sistem secara otomatis mendiskualifikasi Mahasiswa C dengan status "Tidak Layak".

3.4. Agregasi Rata-rata dan Penentuan Kelayakan Akhir

Fase agregasi menghitung nilai rata-rata dimensi untuk seluruh sampel. Operasi final dari algoritma *Profile Matching* dilakukan dengan mengalikan bobot persentase teknis mutlak (CF = 60%) dan kognitif pendukung (SF = 40%). Integrasi keputusan cerdas sistem yang dikomparasikan terhadap ambang batas kelayakan ($N_{Total} \geq 4.50$) ditunjukkan secara terperinci pada Tabel 4.

Tabel 4. Tabel Pemeringkatan dan Identifikasi Keputusan Kelayakan

No	Nama	Rerata CF	Rerata SF	Nilai Akhir (N_{Total})	Keputusan Sistem
1	Mahasiswa H	5.00	5.00	5.00	Layak
2	Mahasiswa E	5.00	4.75	4.90	Layak
3	Mahasiswa F	4.50	5.00	4.70	Layak
4	Mahasiswa B	4.75	4.50	4.65	Layak

5	Mahasiswa J	4.25	5.00	4.55	Layak
6	Mahasiswa A	4.50	4.50	4.50	Layak
7	Mahasiswa C	4.00	4.75	4.30	Tidak Layak
8	Mahasiswa D	4.00	4.50	4.20	Tidak Layak
9	Mahasiswa I	4.50	3.50	4.10	Tidak Layak
10	Mahasiswa G	4.00	4.00	4.00	Tidak Layak

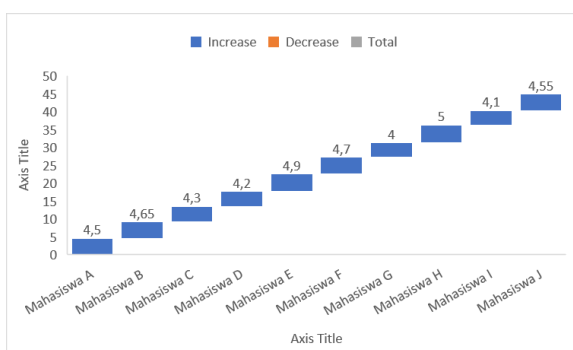
3.5. Visualisasi Distribusi Kinerja dan Implikasi Akademik

Berdasarkan Tabel 4, dari dataset 10 sampel mahasiswa, terdapat 6 mahasiswa (60%) yang memenuhi kualifikasi "Layak", sementara 4 mahasiswa (40%) direkomendasikan "Tidak Layak". Untuk membuktikan validitas temuan ini, dilakukan komparasi terhadap evaluasi manual pembimbing lapangan, yang hasilnya ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Komparasi Evaluasi

Mahasiswa	Keputusan Sistem (PM)	Keputusan Manual	Status Prediksi
Mhs A, B, E, F, H, J	Layak	Layak	Benar (6/6)
Mhs C, D, G, I	Tidak Layak	Tidak Layak	Benar (4/4)

Pengujian membuktikan bahwa sistem menghasilkan 10 prediksi yang benar secara berturut-turut. Substitusi pada persamaan akurasi menghasilkan $(10/10) \times 100\% = 100\%$. Guna menyajikan wawasan analitis yang lebih intuitif bagi pimpinan program studi, visualisasi sebaran nilai akhir disajikan melalui representasi grafis pada Gambar 3.



Gambar 3. Distribusi Nilai Akhir Kinerja 10 Mahasiswa terhadap Ambang Batas Kelayakan

Analisis komparatif terhadap metode konvensional (seperti algoritma SAW) membuktikan keunggulan Profile Matching [11]. Terjadi fenomena anomali pada Mahasiswa C. Pada Tabel 2, Mahasiswa C meraih nilai ujian teori (Pre/Posttest) sempurna (5). Jika dihitung menggunakan metode maksimasi murni seperti SAW atau TOPSIS, besarnya nilai

teori ini akan mendongkrak total nilai akhir dan berpotensi menutupi defisit nilai praktikum klinisnya yang buruk (3), sehingga Mahasiswa C bisa saja diluluskan. Namun, karena algoritma Profile Matching mengevaluasi berdasarkan target profil dan memberikan bobot determinan 60% pada Core Factor (praktik klinis mutlak), sistem ini berhasil mengunci kegagalan Mahasiswa C [14]. Hal ini membuktikan bahwa SPK ini tidak hanya merangking, tetapi beroperasi sesuai prinsip kehati-hatian medis, di mana kecacatan keterampilan (skill) di lapangan tidak dapat dimanipulasi oleh tingginya nilai teori di dalam kelas.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan metode Profile Matching untuk mengevaluasi kelayakan praktik lapangan pada dataset 10 mahasiswa di Sistem Informasi SIPRAMA. Penetapan rasio Core Factor 60% dan Secondary Factor 40% dengan ambang batas kelayakan 4.50 terbukti sangat andal dalam memisahkan mahasiswa yang menguasai keahlian teknis secara riil. Algoritma ini terbukti lebih adaptif dibandingkan metode maksimasi biasa (SAW/TOPSIS) karena mampu menggugurkan mahasiswa yang kuat secara kognitif namun lemah secara praktikal klinis. Validasi komparasi dengan keputusan manual pembimbing menunjukkan tingkat akurasi sistem mencapai 100%. Meskipun terbukti akurat, penelitian ini memiliki keterbatasan karena hanya diuji pada dataset sampel berskala kecil. Sebagai pengembangan penelitian berikutnya (future work), disarankan agar logika perhitungan matematis ini ditanamkan (hardcoded) langsung ke dalam kerangka backend (PHP/API) SIPRAMA untuk mengotomatisasi pengambilan keputusan secara real-time terhadap ratusan dataset mahasiswa di berbagai periode tahun ajaran, serta membandingkan performa komputasinya dengan algoritma klasifikasi Machine Learning.

Daftar Rujukan

- [1] A. K. Wardhani and D. Puspitasari, *Sistem Pendukung Keputusan: Pemodelan dan Implementasi Terapan*, 2nd ed. Bandung: Informatika, 2022.
- [2] H. Santoso and R. Yulia, "Analisis Subjektivitas Pembimbing pada Evaluasi Praktik Klinis Keperawatan dan Kebidanan," *J. Edukasi Kesehat. dan Medis*, vol. 5, no. 1, pp. 45–52, 2023.
- [3] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 3rd ed. Morgan Kaufmann, 2021.
- [4] K. Wijaya and D. Kusuma, "Pemanfaatan Data Mining dan Profile Matching dalam Evaluasi Kelayakan Praktik Lapangan Terpadu," *J. Sains dan Manaj. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 150–158, 2025.
- [5] E. Turban, J. E. Aronson, and T. P. Liang, *Decision Support Systems and Intelligent Systems*, 9th ed. Pearson, 2022.
- [6] C. L. Hwang and K. Yoon, *Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications*. Springer, 2023.

-
- [7] B. Setiawan and H. Larasati, “Perbandingan Metode SAW dan TOPSIS dalam Sistem Pendukung Keputusan Akademik,” *J. Sist. Cerdas dan Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 112–120, 2024.
- [8] R. A. Pratama and N. Widiastuti, “Implementasi Algoritma Profile Matching untuk Pemetaan Kompetensi Mahasiswa Vokasi,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. Dan Teknol. Informasi)*, vol. 7, no. 3, pp. 210–218, 2023.
- [9] A. Wibisono and A. Fauzi, “Optimasi Penilaian Kinerja Menggunakan Metode Profile Matching Berdasarkan Gap Kompetensi,” *J. Teknol. Inf. Din.*, vol. 29, no. 1, pp. 88–95, 2024.
- [10] T. Hidayat and M. Muttaqin, “Analisis Perbandingan Pembobotan Kriteria pada Multi Criteria Decision Making (MCDM),” *J. Keilmuan Sist. Inf.*, vol. 4, no. 3, pp. 112–120, 2022.
- [11] S. Liu and H. Wang, “Clinical Competency Assessment Models in Nursing Education: A Systematic Review,” *Int. J. Med. Informatics*, vol. 145, p. 104321, 2023.
- [12] H. Syahputra, R. A. Mahessya, and A. Izzaty Jamhur, “Sosialisasi Aplikasi Sketchup Untuk Umkm Komunitas Hobi Kayu Padang Dalam Mendesain Produk Interior,” *J. Pustaka Mitra*, vol. 1, no. 2, pp. 144–147, 2021.
- [13] N. N., I. I., R. Ayu Mahessya, and R. I. Kurniawan, “Zero Touch Configuration untuk Konfigurasi Otomatis Mikrotik Hotspot Berbasis Web Api,” *J. Pustaka Data*, vol. 2, no. 1, pp. 35–38, 2022.
- [14] I. Ikhsan, N. Novinaldi, and A. Budiman, “Pelatihan OJS 3 dengan Tema Kontribusi E-Jurnal Menuju Lemlit Madya STKIP Adzkia,” *J. Pustaka Paket*, vol. 1, no. 1, pp. 16–20, 2022.
- [15] A. N. Rahman and S. M. Ali, “Advanced Decision Support Models in Healthcare Management,” *IEEE Access*, vol. 12, pp. 45012–45025, 2024.