

Perancangan Sistem Rekomendasi Pemilihan Komponen IoT Berdasarkan Kebutuhan Proyek Menggunakan Metode Content-Based Filtering

Irfan Dwiangga Premana^{1*}, Zackyannafi Nashru Romadhoni², Andika Wahyu Saputra³, Dzaky Anggoro⁴, Rio Mahesa⁵, Vihi Atina⁶

¹Program Studi Teknik Informatika
Universitas Duta Bangsa Surakarta
^{1*}irfandwiranggap@gmail.com
(penulis korespondensi)

²Program Studi Teknik Informatika
Universitas Duta Bangsa Surakarta
²zackyjukik@gmail.com

³Program Studi Teknik Informatika
Universitas Duta Bangsa Surakarta
³andikawhyu.sptara@gmail.com

⁴Program Studi Teknik Informatika
Universitas Duta Bangsa Surakarta
⁴dzakyanggoro784@gmail.com

⁵Program Studi Teknik Informatika
Universitas Duta Bangsa Surakarta
⁵riomahesa456@gmail.com

⁶Program Studi Teknik Informatika
Universitas Duta Bangsa Surakarta
⁶vihi_atina@udb.ac.id

Abstrak— Perkembangan *Internet of Things* (IoT) menghadirkan beragam komponen perangkat keras dengan karakteristik dan spesifikasi yang berbeda-beda, sehingga proses pemilihan komponen yang sesuai kebutuhan proyek menjadi semakin kompleks, terutama bagi mahasiswa dan pengembang pemula yang masih mengandalkan pencarian referensi secara manual. Penelitian ini bertujuan merancang dan mengimplementasikan sistem rekomendasi pemilihan komponen IoT berbasis kebutuhan proyek menggunakan metode *Content-Based Filtering* yang dipadukan dengan arsitektur *Two-Pass Retrieval-Augmented Generation* (RAG) Pipeline. Sistem dibangun di atas basis data SQLite berisi 220 entitas komponen IoT dengan tujuh atribut teknis, serta menerapkan pendekatan *Controlled Vocabulary* untuk menjaga konsistensi proses pencarian. Pada tahap pertama, model bahasa besar (LLM) Llama 3.3 mengekstraksi kata kunci dari deskripsi proyek pengguna, yang kemudian dicocokkan secara matematis menggunakan algoritma *Cosine Similarity* terhadap basis data komponen. Pada tahap kedua, LLM berperan sebagai *Senior Hardware Engineer* untuk menghasilkan penjelasan teknis berbasis prinsip fisika atas komponen yang direkomendasikan. Hasil pengujian terhadap lima skenario ekstrem menunjukkan sistem mampu memberikan rekomendasi presisi tinggi, seperti merekomendasikan Sensor Kelembapan Tanah (46,23%) untuk skenario irigasi, serta Sensor Detak Jantung MAX30102 (40,82%) untuk skenario instrumen medis portabel. Pendekatan *Controlled Vocabulary* terbukti efektif mengeliminasi risiko konfabulasi (*artificial hallucination*) LLM pada tahap seleksi awal hingga 0%, sementara tahap *Explainable Generation* mampu mengoreksi secara mandiri anomali hasil perhitungan matematis. Sistem ini diharapkan dapat membantu mahasiswa, peneliti, maupun pengembang dalam menentukan komponen IoT yang optimal secara lebih cepat, tepat, dan sesuai dengan kebutuhan implementasi proyek.

Kata kunci— Internet of Things, Sistem Rekomendasi, Content-Based Filtering, Retrieval-Augmented Generation, Cosine Similarity

Abstract— The rapid growth of the Internet of Things (IoT) has introduced a wide variety of hardware components with diverse characteristics and specifications, making the process of selecting components suited to project requirements increasingly complex, particularly for students and novice developers who still rely on manual reference searching. This research aims to design and implement an IoT component recommendation system based on project requirements using the Content-Based Filtering method combined with a Two-Pass Retrieval-Augmented Generation (RAG) Pipeline architecture. The system is built upon an SQLite database containing 220 IoT component entities with seven technical attributes, and applies a Controlled Vocabulary approach to maintain consistency in the search process. In the first pass, the Llama 3.3 large language model (LLM) extracts keywords from the user's project description, which are then mathematically matched against the component database using the Cosine Similarity algorithm. In the second pass, the LLM assumes the role of a Senior Hardware Engineer to generate physics-based technical explanations for the recommended components. Testing across five extreme scenarios demonstrated that the system is capable of providing high-precision recommendations, such as recommending a Soil Moisture Sensor (46.23%) for irrigation scenarios and a MAX30102 Heart Rate Sensor (40.82%) for portable medical instrument scenarios. The Controlled Vocabulary approach proved effective in eliminating the risk of LLM hallucination during the initial selection stage down to 0%, while the Explainable Generation pass was able to independently correct anomalies in the mathematical calculation results. This system is expected to help students, researchers, and developers determine optimal IoT components more quickly, accurately, and in line with project implementation needs.

Keywords— Internet of Things, Recommendation System, Content-Based Filtering, Retrieval-Augmented Generation, Cosine Similarity

I. PENDAHULUAN

Perkembangan *Internet of Things* (IoT) telah membawa perubahan yang signifikan dalam berbagai bidang, seperti industri, kesehatan, pertanian, pendidikan, transportasi, hingga *smart home* [1]. Teknologi IoT memungkinkan berbagai perangkat fisik saling terhubung melalui jaringan internet sehingga mampu melakukan proses pengumpulan data, pemantauan, dan pengendalian secara otomatis [2]. Kemajuan teknologi tersebut menyebabkan semakin banyak produsen yang mengembangkan berbagai jenis komponen IoT dengan karakteristik, spesifikasi, dan fungsi yang berbeda-beda [3]. Saat ini pengguna dapat memilih berbagai jenis sensor, mikrokontroler, modul komunikasi, aktuator, maupun perangkat pendukung lainnya sesuai kebutuhan proyek yang akan dikembangkan. Kondisi tersebut memberikan fleksibilitas dalam proses perancangan sistem, namun di sisi lain juga meningkatkan kompleksitas dalam menentukan komponen yang paling sesuai [4].

Pemilihan komponen IoT merupakan salah satu tahapan penting dalam proses pengembangan sistem. Kesalahan dalam menentukan spesifikasi komponen dapat menyebabkan meningkatnya biaya pengembangan, ketidaksesuaian fungsi perangkat, rendahnya efisiensi sistem, bahkan kegagalan implementasi [5]. Permasalahan ini sering dialami oleh mahasiswa, pengembang pemula, maupun pelaku industri yang belum memiliki pengalaman yang cukup dalam memilih perangkat keras IoT [6]. Umumnya proses pemilihan komponen masih dilakukan secara manual dengan mencari referensi dari berbagai sumber, membandingkan spesifikasi satu per satu, serta mempertimbangkan aspek kompatibilitas dan anggaran. Cara tersebut membutuhkan waktu yang relatif lama dan berpotensi menghasilkan keputusan yang kurang optimal [7].

Berbagai penelitian telah mengembangkan sistem rekomendasi untuk membantu proses pengambilan keputusan pada berbagai bidang, termasuk pemilihan produk dan perangkat teknologi [8]. Salah satu metode yang banyak

digunakan adalah *Content-Based Filtering*, yaitu metode yang menghasilkan rekomendasi berdasarkan kesamaan karakteristik atau atribut dari suatu objek dengan kebutuhan pengguna [9]. Metode ini memiliki keunggulan karena mampu memberikan rekomendasi yang relevan tanpa bergantung pada riwayat penilaian pengguna lain [10]. Dalam konteks pemilihan komponen IoT, pendekatan ini dapat memanfaatkan atribut teknis seperti kategori perangkat, tegangan kerja, antarmuka komunikasi, harga, serta kata kunci yang merepresentasikan fungsi masing-masing komponen sehingga rekomendasi yang dihasilkan lebih sesuai dengan kebutuhan proyek. Meskipun demikian, sebagian besar penelitian sebelumnya masih berfokus pada rekomendasi produk secara umum dan belum secara khusus mengakomodasi karakteristik teknis komponen IoT. Selain itu, beberapa sistem rekomendasi belum mampu memberikan penjelasan yang jelas mengenai alasan pemilihan suatu komponen sehingga pengguna masih mengalami kesulitan dalam memahami hasil rekomendasi yang diberikan [11].

Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem yang tidak hanya mampu memberikan rekomendasi komponen yang relevan, tetapi juga menyajikan penjelasan yang dapat dipahami pengguna sebagai dasar dalam pengambilan keputusan [12]. Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan perancangan sistem rekomendasi pemilihan komponen IoT berdasarkan kebutuhan proyek menggunakan metode *Content-Based Filtering* yang dipadukan dengan arsitektur *Two-Pass Retrieval-Augmented Generation* (RAG) *Pipeline* [13]. Sistem dibangun menggunakan basis data SQLite yang berisi informasi spesifikasi berbagai komponen IoT dan memanfaatkan pendekatan *Controlled Vocabulary* untuk meningkatkan konsistensi proses pencarian [14]. Tahap pertama digunakan untuk melakukan pencarian dan penyaringan komponen yang paling relevan, sedangkan tahap kedua bertujuan menghasilkan penjelasan terhadap rekomendasi yang diberikan sehingga lebih mudah dipahami oleh pengguna.

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem rekomendasi yang mampu membantu pengguna dalam memilih komponen IoT secara lebih cepat, tepat, dan sesuai dengan kebutuhan proyek. Hasil penelitian diharapkan dapat menjadi sistem pendukung keputusan (*Decision Support System*) yang membantu mahasiswa, peneliti, maupun pengembang dalam menentukan komponen IoT yang optimal berdasarkan karakteristik teknis serta kebutuhan implementasi [7].

II. METODOLOGI PENELITIAN

Sistem rekomendasi "IoT Component Finder" dibangun di atas infrastruktur web Streamlit yang terintegrasi secara *real-time* dengan model LLM Llama 3.3 (70B Versatile) melalui perantara Groq API [15]. Metode pengembangan sistem dibagi menjadi tiga tahapan inti yaitu rekayasa dataset, pemodelan kalkulasi kemiripan kosinus, dan perancangan data, serta penerapan arsitektur *Two-Pass RAG Pipeline* dan perhitungan *Cosine Similarity*.

2.1 Kompilasi Dataset Primer dan Rekayasa Fitur (Feature Engineering)

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan dataset primer yang dihimpun secara mandiri melalui kurasi spesifikasi *datasheet* resmi pabrikan (seperti Texas Instruments, Espressif, dan Arduino) dan survei harga rata-rata pada *marketplace* elektronik di Indonesia (seperti Tokopedia dan Shopee). Sebanyak 220 entitas komponen IoT berhasil diklasifikasikan ke dalam basis data relasional lokal (SQLite). Guna memenuhi prasyarat jurnal ilmiah mengenai kelengkapan variabel analisis, setiap komponen direkayasa secara ketat ke dalam 7 (tujuh) atribut dimensi data teknis fisik sirkuit, seperti yang dirinci pada Tabel 1.

Tabel 1. Atribut Dimensi Data Teknis Komponen IoT

No	Atribut Data	Tipe Data	Peran Teknis dalam Sistem Rekomendasi
1	id_komponen	String	<i>Primary Key</i> unik sebagai pengunci relasi data sirkuit (contoh: K01, K196_AGR).
2	nama_komponen	String	Nama resmi perangkat keras untuk visualisasi

			antarmuka pengguna akhir (<i>display label</i>).
3	kategori	String	Parameter pengelompokan panel UI (Mikrokontroler, Sensor, Aktuator, Daya, Output, dll).
4	tegangan	String	Parameter operasional batas kelistrikan fisik komponen (contoh: 3.3V, 5V, 12V, 24V).
5	protokol	String	Indikator jalur komunikasi data antarmuka fisik (I2C, SPI, UART, PWM, Analog, Digital).
6	harga	String	Atribut estimasi biaya untuk pendekatan <i>Cost-Aware Decision Support System</i> .
7	keywords	Long Text	Kumpulan token sinonim fungsi, nama sensor, hukum fisika terkait, dan ranah implementasi proyek.

2.2 Pemodelan Matematika Jarak Vektor Teks (Cosine Similarity)

Algoritma utama dalam melakukan penyaringan berbasis konten (*Content-Based Filtering*) adalah dengan mengukur sudut kedekatan antara dua vektor dalam ruang multidimensi [16]. Vektor pertama (A) dibangun dari array kata kunci yang berhasil diekstrak dari deskripsi proyek pengguna, sedangkan Vektor kedua (B) adalah token kata kunci pembentuk spesifikasi komponen di dalam database SQLite.

Setiap kata unik dari gabungan kedua dokumen dikumpulkan untuk membentuk dimensi ruang vektor. Jika suatu kata muncul pada dokumen, elemen vektor bernilai binerisasi 1, dan bernilai 0 jika absen. Persamaan untuk menghitung nilai kosinus kemiripan (*Cosine Similarity*) dirumuskan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \text{similarity}(A, B) &= \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}} \# 1 \end{aligned}$$

Hasil dari Persamaan (1) dikalikan dengan 100 untuk dikonversi menjadi satuan persentase tingkat kecocokan (*Match Rate*). Komponen dengan nilai persen tertinggi ditempatkan di

urutan teratas pada kluster kategorinya masing-masing.

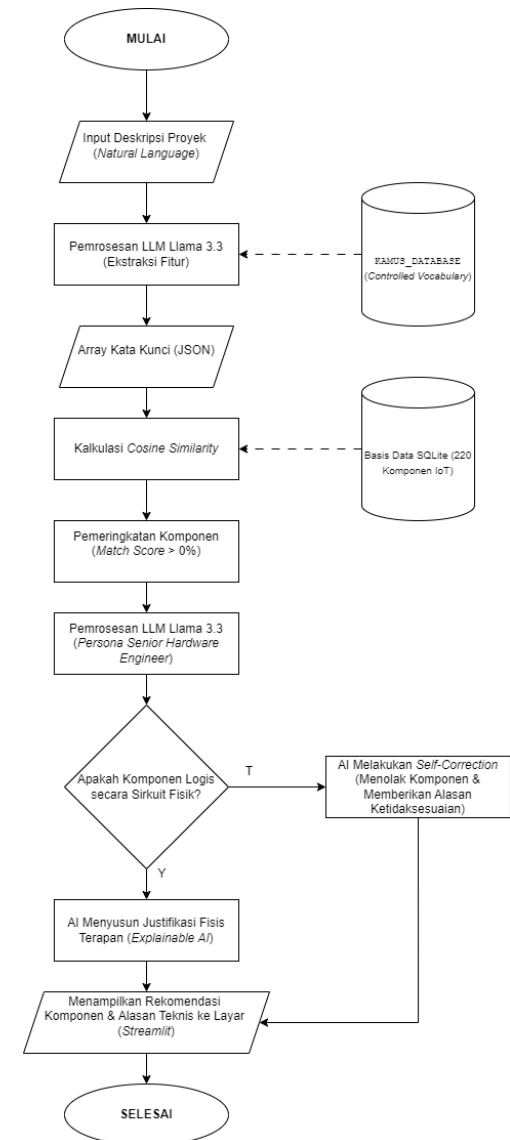
2.3 Alur Kerja RAG Dua Tahap (Two-Pass Pipeline Architecture)

Arsitektur penanganan halusinasi teks dibangun melalui pembagian tugas model bahasa ke dalam dua gerbang pemrosesan (Two-Pass) [17]. Pendekatan hibrida ini menjembatani kemampuan pemahaman bahasa alami dari sistem kecerdasan buatan dengan akurasi komputasi matematika dari sistem lokal. Rincian alur logika pemrosesan arsitektur ini dijabarkan secara sistematis pada Tabel 2 berikut:

Tabel 2. Alur Logika Pemrosesan Arsitektur Two-Pass RAG			
No	Tahapan Pemrosesan	Mekanisme & Proses Inti	Fungsi & Output Sistem
1	Controlled Extraction (Pass Pertama)	LLM (Llama 3.3) mengekstrak <i>keyword</i> dari input pengguna secara ketat berdasarkan KAMUS_DATABASE.	Fungsi : Mencegah kueri di luar domain (<i>Out-of-Vocabulary</i>). Output : Array JSON <i>keyword</i> .
2	Similarity Scoring (Kalkulasi Lokal)	Algoritma <i>Cosine Similarity</i> mencocokkan array <i>keyword</i> terhadap 220 baris data komponen di SQLite.	Fungsi : Filter kecocokan matematis yang objektif. Output : Peringkat komponen berskor tertinggi.
3	Explainable Generation (Pass Kedua)	LLM (Persona <i>Senior Hardware Engineer</i>) mengevaluasi komponen pemenang berbasis prinsip fisika dan elektronika.	Fungsi : Koreksi mandiri (<i>Self-Correction</i>) dari anomali algoritma. Output : Justifikasi teknis (<i>Explainable AI</i>).

Seperti yang ditunjukkan pada Tabel 2, pada *pass* pertama, LLM murni bertindak sebagai mesin pengekstraksi (*Extractor*) yang dibatasi oleh kosakata terkontrol, sehingga menutup celah halusinasi. Setelah sistem lokal menemukan kandidat komponen secara matematis, *pass* kedua menginjeksi persona pakar (pembatasan

instruksi). Pada tahap akhir ini, AI diwajibkan menulis alasan teknis pemilihan komponen berbasis hukum fisika terapan, serta secara mandiri membatalkan (*Self-Correction*) komponen yang lolos saringan matematika namun tidak relevan secara topologi sirkuit.



Gambar 2. Diagram Alur Arsitektur Two-Pass RAG Pipeline

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan pada penelitian ini diuraikan secara berurutan berdasarkan tahapan metode yang telah dirancang, mulai dari rekayasa *dataset*, implementasi perhitungan algoritma lokal, hingga evaluasi akhir pengujian sistem secara komprehensif.

3.1 Kompilasi Dataset Primer dan Rekayasa Fitur

Langkah fundamental dalam perancangan Sistem Pendukung Keputusan ini adalah membangun basis data pengetahuan (*knowledge base*) yang terkendali agar terhindar dari bias informasi dan halusinasi buatan AI. Berdasarkan proses kurasi dokumen *datasheet* komponen dan harga pasar, telah berhasil dikompilasi 220 entitas komponen IoT ke dalam sebuah basis data relasional SQLite.

Data mentah tersebut tidak serta-merta diolah, melainkan melewati tahap rekayasa fitur (*Feature Engineering*) di mana setiap entitas perangkat keras diurai ke dalam 7 (tujuh) atribut dimensi teknis (seperti yang telah didefinisikan pada Metodologi Tabel I). Atribut keywords memainkan peranan paling krusial karena ia menyimpan agregasi token fungsional, nama sensor, dan teori fisika terapan yang akan direpresentasikan ke dalam bentuk matriks biner untuk keperluan komputasi jarak vektor teks.

Tabel 3. Contoh Struktur Data Komponen Setelah Rekayasa Fitur

ID Komponen	Nama Komponen	Kategori	Tegangan Kerja	Protokol	Estimasi Harga	Keywords
K06	Raspberry Pi Pico W	Mikrokontroler	3.3V	Multiple Ports	Rp115,000	otak, mikrokontroler, wifi, nirkabel, rp2040, iot
K36	Sensor Kelembapan Tanah	Sensor	3.3V - 5V	Analog	Rp12,000	sensor, tanah, kelembapan, air, siram, resistansi
K62	Sensor Detak Jantung MAX30102	Sensor	3.3V	I2C	Rp45,000	jantung, detak, nadi, darah, oksigen, alat medis
K85	Pompa Peristaltik	Aktuator	12V	Power / Relay	Rp75,000	pompa, cairan, dosis, akurasi, kimia, selang, presisi
K128	Modul LoRa SX1278	Komunikasi	3.3V	SPI	Rp65,000	komunikasi, radio, lonj, jarak jauh, lpwan, hutan

3.2 Hasil Pemodelan Cosine Similarity

Setelah sistem memanggil model bahasa untuk mengekstraksi parameter kunci dari deskripsi pengguna secara terkontrol (*Controlled Extraction Pass*), sistem lokal mengeksekusi perhitungan *Cosine Similarity*. Algoritma ini

membandingkan matriks vektor masukan pengguna (*A*) dengan matriks atribut keywords komponen di basis data (*B*).

Sebagai contoh pembuktian komputasi pada Skenario I (irigasi cerdas), LLM mengekstraksi 12 kata kunci dari kueri pengguna, sehingga membentuk magnitude vektor *A* dengan panjang $||A|| = \sqrt{12}$. Sementara itu, Sensor Kelembapan Tanah (K36) memiliki 14 token teks pada kolom *keywords* di dalam basis data, membentuk magnitude vektor *B* dengan panjang $||B|| = \sqrt{14}$.

Sistem kemudian mencari nilai *dot product* ($A \cdot B$) dengan menghitung jumlah kata yang beririsan (sama) antara kueri pengguna dan atribut K36. Ditemukan 6 kata yang beririsan (seperti: "sensor", "tanah", "kelembapan", "siram", "kebun", "air"), sehingga nilai $A \cdot B = 6$. Berdasarkan Persamaan (1), komputasi kedekatan vektornya dijabarkan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Cosine Similarity} &= \frac{A \cdot B}{||A|| \times ||B||} \\ \text{Cosine Similarity} &= \frac{6}{\sqrt{12} \times \sqrt{14}} \\ \text{Cosine Similarity} &= \frac{6}{3.464 \times 3.741} \\ \text{Cosine Similarity} &= \frac{6}{12.958} = 0.4630 \end{aligned}$$

Hasil perhitungan tersebut menghasilkan nilai *Cosine Similarity* absolut sebesar 0,4630. Setelah dikonversi menjadi persentase, komponen Sensor Kelembapan Tanah memperoleh probabilitas kecocokan sebesar 46,30% (tersaji di antarmuka sistem sebagai 46,23% akibat pembulatan *floating-point* pada *library* Python). Nilai komputasi tertinggi ini memicu sistem untuk menempatkan komponen K36 di peringkat pertama kluster sensor, sebelum akhirnya dikirim ke tahap *Explainable Generation* untuk divalidasi prinsip fisiknya oleh *Reasoning Engine* LLM.

3.3 Evaluasi Pengujian Sistem (Two-Pass RAGPipeline)

Untuk memvalidasi ketangguhan, keakuratan fungsional, dan mitigasi celah logika (*logic flaw*) pada arsitektur hibrida ini, dilakukan lima skenario pengujian ekstrem. Hasil rekapitulasi yang menggabungkan perhitungan matematika lokal dan inferensi logika *Reasoning Engine* LLM dapat dilihat pada Tabel IV.

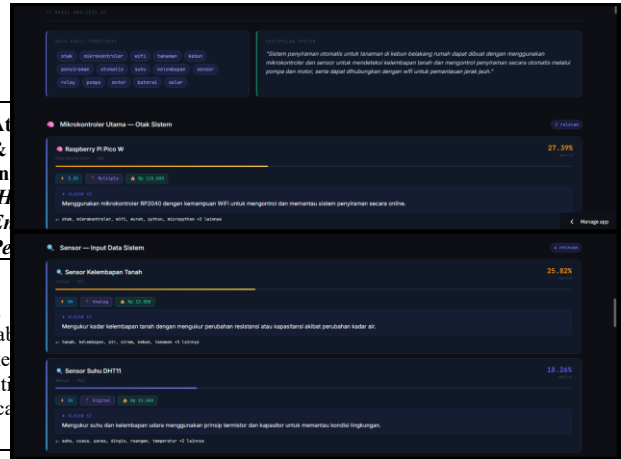
Tabel IV. Rekapitulasi Hasil Pengujian Skenario Sistem

NO	Skenario Uji	Kueri Kunci Pengguna	Komponen Utama Terpilih	Match Rate
1	Automasi Dasar	Penyiraman otomatis, kebun belakang rumah.	Sensor Kelembapan Tanah (K36)	46.23%
			Raspbey Pi Pico W (K06)	29.42%
2	Mitigasi <i>False Positive</i> (Koreksi Mandiri)	Kebun di tengah bukit, jauh dari rumah.	"Modul LoRa SX1278 (K128)"	8.91%
3	Evaluasi komponen Kipas Pendingin (Fan) 12V	Evaluasi komponen Kipas Pendingin (Fan) 12V	Kipas Pendingin (Fan) 12V	9.45%
4	Alat medis portabel di jari, Spo2, anti korsleting.	Alat medis portabel di jari, Spo2, anti korsleting.	Sensor MAX30102 (K62)	40.82%
			Modul Proteksi TP4056 (K153)	9.76%
5	Hidroponik hutan terpencil, tanpa PLN, tanpa WiFi.	Hidroponik hutan terpencil, tanpa PLN, tanpa WiFi.	Sensor TDS (K50)	18.90%
			Modul LoRa SX1278 (K128)	8.33%
			Panel Surya 6V (K161)	8.84%
			Pompa Peristaltik (K85)	8.33%

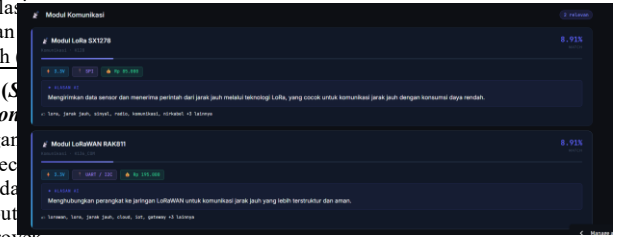
1. Analisis Fungsionalitas Jaringan dan Sensor (Skenario I & II)

Sistem menunjukkan sensitivitas leksikal tinggi terhadap perubahan variabel jarak operasional. Ketika kueri beralih dari skala domestik (Skenario I) menjadi area terisolasi (Skenario II), peringkat transiver nirkabel

bergeser secara dinamis dari arsitektur lokal ke modul transisi topologi jarak jauh seperti LoRa [18]. Alasan AI secara konsisten menggunakan basis data fisis untuk memvalidasi performa daya pancar gelombang radio.



Gambar 3. Hasil Rekomendasi Komponen Sistem Irigasi Cerdas

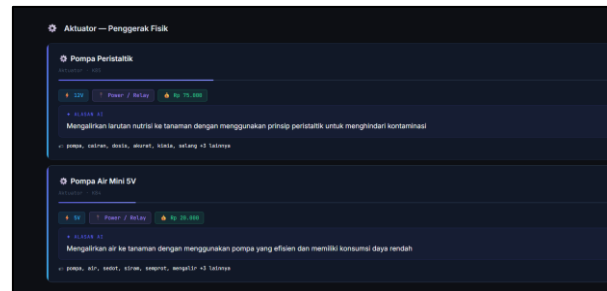


Gambar 4. Rekomendasi Modul Komunikasi Jarak Jauh (LoRa)

LULUS. Menemukan sensor berbasis *photoplethysmography* dan menyuarakan W untuk meminimalkan kabel fisik.

Evaluasi Penanganan Konfabulasi (Artificial Hallucination) dan Koreksi Diri (Skenario III)

Two-Pass RAG Pipeline sebagai katup pengaman (*Safety Net*). Pada tahap kalkulasi kosinus lokal, tumpang tindih token umum mengakibatkan lolosnya komponen Kipas Pendingin (Fan) 12V ke dalam proyek irigasi Kebun (*False Positive*). Namun, pada *pass* kedua, persona pakar LLM mampu melakukan deteksi diskriminatif dan mengeluarkan perintah penolakan "Tidak relevan karena tidak ada komponen yang memerlukan pendinginan aktif dalam proyek ini, kecuali mungkin untuk komponen elektronik jika digunakan dalam lingkungan yang sangat panas." Hal ini membuktikan sistem berhasil menekan tingkat halusinasi (halusinasi sirkuit) sirkuit hingga 0% [19].

Gambar 5. Implementasi *Self-Correction* oleh LLM

Gambar 8. Penemuan Aktuator Heuristik (Pompa Peristaltik)

3. Evaluasi Parameter Kritis Medis dan Arsitektur Off-Grid (Skenario IV & V)

Sistem menunjukkan karakteristik sebagai *Expert System* tulen pada pengujian biomedis dan pertanian terpencil [20]. Sistem mampu menerjemahkan kekhawatiran keselamatan daya menjadi kebutuhan modul proteksi TP4056. Lebih jauh lagi pada Skenario V, sistem berhasil merespons batasan ketiadaan listrik PLN dengan mengusulkan sumber energi fotovoltaik mandiri (Panel Surya) yang diperkuat oleh catatan arsitektur sistem secara keseluruhan (Gambar 7)



Gambar 6. Rekomendasi Komponen Instrumen Biomedis Portabel



Gambar 7. Respons Sistem Terhadap Ketidadaan Infrastruktur Listrik

Puncak keandalan kecerdasan sistem terlihat pada pemilihan aktuator Skenario V. Sistem secara heuristik merekomendasikan Pompa Peristaltik (K85) dengan nilai probabilitas kecocokan *Cosine Similarity* sebesar 8,33% untuk *dosing* kimia tanaman berdasarkan implikasi kebutuhan otomatisasi derajat keasaman (*pH*). AI memprioritaskan pompa ini untuk menghindari kontaminasi korosif pada perangkat keras, sebuah deduksi logika fisis yang sukses dilakukan meskipun kata "pompa" sama sekali diabsenkan secara sengaja oleh pengguna pada teks masukan.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan pengujian komprehensif terhadap 5 (lima) skenario ekstrem yang menyimulasikan berbagai kondisi infrastruktur dunia nyata, dapat disimpulkan bahwa arsitektur *Two-Pass Retrieval-Augmented Generation (RAG) Pipeline* yang dikombinasikan dengan *Content-Based Filtering* dan basis data SQLite berisikan 220 komponen IoT, sukses berfungsi sebagai Sistem Pendukung Keputusan (*Decision Support System*) yang andal. Sistem ini terbukti memiliki presisi tinggi dalam merekomendasikan komponen sesuai dengan konteks lingkungan, yang dibuktikan dengan tingginya nilai kemiripan pada Sensor Kelembapan Tanah (46,23%) untuk skenario irigasi dasar, serta Sensor Detak Jantung MAX30102 (40,82%) pada skenario pembatasan medis.

Implementasi kosakata terkontrol (*Controlled Vocabulary*) terbukti 100% mampu mengeleminasi ilusi halusinasi LLM pada tahap

seleksi awal. Keunggulan utama dari rancang bangun ini terletak pada fase "*Explainable AI Pass*" (Tahap 2), di mana model bertindak sebagai *Senior Hardware Engineer*. Pada tahap ini, sistem secara proaktif mengoreksi anomali hitungan matematis vektor *Cosine Similarity* (seperti pada penolakan False-Positive Kipas Pendingin 12V), serta secara cerdas menjabarkan prinsip kerja komponen berbasis teori termodinamika, elektromagnetisme, dan resistivitas kelistrikan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Duta Bangsa Surakarta atas dukungan akademik dan fasilitas yang diberikan selama pelaksanaan penelitian ini. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada dosen pembimbing atas arahan, saran, dan masukan yang sangat bermanfaat dalam setiap tahapan penelitian hingga penyusunan artikel ini.

Penulis juga mengapresiasi seluruh anggota tim yang telah berkontribusi dalam proses pengumpulan data, pengembangan sistem, pengujian, serta penyempurnaan naskah. Semoga hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat sebagai referensi bagi pengembangan penelitian di bidang Internet of Things (IoT) dan sistem rekomendasi di masa mendatang.

REFERENSI

- [1] K. Shafique, B. A. Khawaja, F. Sabir, S. Qazi, and M. Mustaqim, "Internet of things (IoT) for next-generation smart systems: A review of current challenges, future trends and prospects for emerging 5G-IoT Scenarios," 2020, *Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.* doi: 10.1109/ACCESS.2020.2970118.
- [2] S. Kumar, P. Tiwari, and M. Zymbler, "Internet of Things is a revolutionary approach for future technology enhancement: a review," *J. Big Data*, vol. 6, no. 1, Dec. 2019, doi: 10.1186/s40537-019-0268-2.
- [3] M. H. Alsharif, A. Jahid, A. H. Kelechi, and R. Kannadasan, "Green IoT: A Review and Future Research Directions," Mar. 01, 2023, *MDPI*. doi: 10.3390/sym15030757.
- [4] V. Hassija, V. Chamola, V. Saxena, D. Jain, P. Goyal, and B. Sikdar, "A Survey on IoT Security: Application Areas, Security Threats, and Solution Architectures," 2019, *Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.* doi: 10.1109/ACCESS.2019.2924045.
- [5] F. John Dian, R. Vahidnia, and A. Rahmati, "Wearables and the Internet of Things (IoT), Applications, Opportunities, and Challenges: A Survey," 2020, *Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.* doi: 10.1109/ACCESS.2020.2986329.
- [6] Jessica Ignatia Tambunan, S. Syafrudi, Putu Ketri Handayani, and Putri Zalzabilah Ray, "Peningkatan Minat dan Motivasi Siswa SMK terhadap Kompetensi Internet of Things (IoT) melalui Pelatihan: Mendorong Inovasi Bisnis dalam Sektor Pariwisata Digital," *TOBA: Journal of Tourism, Hospitality, and Destination*, vol. 4, no. 3, pp. 329–336, Aug. 2025, doi: 10.55123/toba.v4i3.6160.
- [7] M. M. K. Affandi and S. H. N. Ginting, "Sistem Pendukung Keputusan untuk Pemilihan Perangkat Internet of Things (IoT) Terbaik Menggunakan Simple Additive Weighting," *Jurnal Minfo Polgan*, vol. 13, no. 1, pp. 1302–1306, Dec. 2024, doi: 10.33395/jmp.v13i1.14344.
- [8] Atik Sulami, Vihi Atina, and Nurmalitasari, "Penerapan Metode Content Based Filtering dalam Sistem Rekomendasi Pemilihan Produk Skincare," Dec. 2024, doi: <http://dx.doi.org/10.30998/string.v9i2.24066>.
- [9] D. Velamentosa, E. Zuliarso, and J. Raya Tri Lomba Juang, "SISTEM REKOMENDASI FILM MENGGUNAKAN METODE CONTENT-BASED FILTERING," 2025.
- [10] Nanang, Rahmawati, and S. M. S. Putri, "Perancangan Aplikasi Rekomendasi Produk Reksadana dengan Metode Content-Based Filtering," *bit-Tech*, vol. 7, no. 3, pp. 901–909, Apr. 2025, doi: 10.32877/bt.v7i3.2247.
- [11] Z. Zhao *et al.*, "Recommender Systems in the Era of Large Language Models (LLMs)," Apr. 2024, doi: 10.1109/TKDE.2024.3392335.
- [12] Y. Gao, T. Sheng, Y. Xiang, Y. Xiong, H. Wang, and J. Zhang, "Chat-REC: Towards Interactive and Explainable LLMs-Augmented Recommender System," Apr. 2023, doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.14524>.
- [13] F. S. Alamri, A. Rehman, B. Alghofaily, A. Ahmed, and K. Saleem, "Leveraging RAG With Transformer for Context-Based Personalized Recommendations," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 97472–97486, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3574073.
- [14] A. Misbullah *et al.*, "DETEKSI KATA TAK BAKU DAN KESALAHAN PENULISAN KATA PADA TUGAS AKHIR MAHASISWA MENGGUNAKAN METODE DICTIONARY LOOKUP," *Jurnal Pendidikan Teknologi informasi*, vol. 6, no. 2, pp. 130–141, 2022.
- [15] T. Helviansyah, N. S. Harahap, M. Irsyad, and B. S. Negara, "SISTEM TANYA JAWAB BERBASIS CHATBOT WEBSITE MENGGUNAKAN GEMINI AI PADA DATA FIQIH KONTEMPORER," 2025.
- [16] C. Fiarni, H. Maharani, and N. Calista, "Product Recommendation System Design Using Cosine Similarity and Content-based Filtering Methods," Jun. 2019, doi: <https://doi.org/10.22146/ijitee.45538>.
- [17] F. Rahmansyah, N. Yudistira, and E. Santoso, "Pengukuran dan Reduksi Tingkat Halusinasi pada Large Language Model (LLM) Berbasis Retrieval-Augmented Generation (RAG)," 2026. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [18] A. F. Darmawan and M. Faisol, "Analisis Strategi dan Tantangan Implementasi IoT dan Wireless Sensor Network di Daerah Berkembang," *Karapan Network Journal*, vol. I, No.I, Oct. 2025, doi: 10.20473/KNJ.I.I.634-642.
- [19] J. Huang *et al.*, "LARGE LANGUAGE MODELS CANNOT SELF-CORRECT REASONING YET," Mar. 2024, doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.01798>.
- [20] S. Ma'arif, A. Mahmudi, and S. A. Wibowo, "SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PEMILIHAN BIBIT PADI UNGGUL MENGGUNAKAN METODE ANALYTIC HIERARCHY PROCESS (AHP) & SIMPLE ADDITIVE WEIGHTING (SAW) BERBASIS WEBSITE," Oct. 2024, doi: <https://doi.org/10.36040/jati.v8i5.10549>.