

**IMPLEMENTASI *KNOWLEDGE GRAPH* PADA SISTEM
REKOMENDASI MAKANAN PEMENUHAN GIZI HARIAN
MENGUNAKAN *FORWARD CHAINING***

LAPORAN TUGAS AKHIR

Laporan ini Disusun untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Memperoleh
Gelar Sarjana Strata 1 (S1) pada Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Sultan Agung Semarang



DISUSUN OLEH:

NOVI INTAN APRILIA

NIM 32602100106

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
UNIVERSITAS ISLAM SULTAN AGUNG
SEMARANG
JUNI 2025**

***IMPLEMENTATION OF KNOWLEDGE GRAPH IN DAILY
NUTRITION FOOD RECOMMENDATION SYSTEM USING
FORWARD CHAINING***

FINAL PROJECT

This report is prepared to fulfill one of the requirements to obtain a Bachelor's Degree (S1) in the Informatics Engineering Study Program, Faculty of Industrial Technology, Sultan Agung Islamic University, Semarang



ARRANGED BY:
NOVI INTAN APRILIA

NIM 32602100106

***MAJORING OF INFORMATICS ENGINEERING
FACULTY OF INDUSTRIAL TECHNOLOGY
SULTAN AGUNG ISLAMIC UNIVERSITY
SEMARANG
JUNE 2025***

**LEMBAR PENGESAHAN
TUGAS AKHIR**

**IMPLEMENTASI KNOWLEDGE GRAPH PADA SISTEM
REKOMENDASI MAKANAN PEMENUHAN GIZI HARIAN
MENGUNAKAN FORWARD CHAINING**

**NOVI INTAN APRILIA
NIM 32602100106**

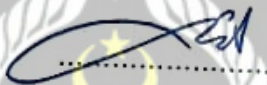
Telah dipertahankan di depan tim penguji ujian sarjana tugas akhir
Program Studi Teknik Informatika
Universitas Islam Sultan Agung
Pada tanggal : 14 Agustus 2025

TIM PENGUJI UJIAN SARJANA :

Imam M. I. S., ST, M.Sc, Ph.D

NIK. 210600017

(Ketua Penguji)

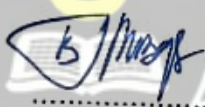


25-08-2025

Bagus SWP, S.Kom, M.Cs

NIK. 210616051

(Anggota Penguji)



23-08-2025

Ghufron, ST., M.Kom.

NIK. 210622056

(Pembimbing)



25-08-2025

UNISSULA

جامعة سلطان أبو الفتح الإسلامية

Semarang, 25 Agustus 2025

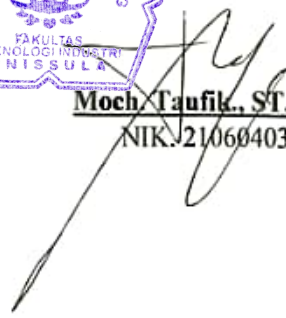
Mengetahui,



Program Studi Teknik Informatika
Universitas Islam Sultan Agung

Moch Taufik., ST, MIT

NIK. 210604034



SURAT PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Novi Intan Aprilia

NIM : 32602100106

Judul Tugas Akhir : Implementasi *Knowledge Graph* pada Sistem Rekomendasi Makanan Pemenuhan Gizi Harian menggunakan *Forward Chaining*

Dengan bahwa ini saya menyatakan bahwa judul dan isi Tugas Akhir yang saya buat dalam rangka menyelesaikan Pendidikan Strata Satu (S1) Teknik Informatika tersebut adalah asli dan belum pernah diangkat, ditulis ataupun dipublikasikan oleh siapapun baik keseluruhan maupun sebagian, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka, dan apabila di kemudian hari ternyata terbukti bahwa judul Tugas Akhir tersebut pernah diangkat, ditulis ataupun dipublikasikan, maka saya bersedia dikenakan sanksi akademis. Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sadar dan penuh tanggung jawab.

Semarang, 26 Agustus 2025
UNISSULA
جامعة سلطان أبجوي الإسلامية
Yang Menyatakan,



Novi Intan Aprilia

PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Novi Intan Aprilia

NIM : 32602100106

Program Studi : Teknik Informatika

Fakultas : Teknologi Industri

Dengan ini menyatakan Karya Ilmiah berupa Tugas akhir dengan Judul: Implementasi *Knowledge Graph* pada Sistem Rekomendasi Makanan Pemenuhan Gizi Harian menggunakan *Forward Chaining*

Menyetujui menjadi hak milik Universitas Islam Sultan Agung serta memberikan Hak bebas Royalti Non-Eksklusif untuk disimpan, dialihmediakan, dikelola dan pangkalan data dan dipublikasikan diinternet dan media lain untuk kepentingan akademis selama tetap menyantumkan nama penulis sebagai pemilik hak cipta. Pernyataan ini saya buat dengan sungguh-sungguh. Apabila dikemudian hari terbukti ada pelanggaran Hak Cipta/Plagiarisme dalam karya ilmiah ini, maka segala bentuk tuntutan hukum yang timbul akan saya tanggung secara pribadi tanpa melibatkan Universitas Islam Sultan agung.

Semarang, 26 Agustus 2025

Yang menyatakan,

The block contains two official stamps. On the left is a large, semi-transparent watermark of the Universitas Islam Sultan Agung (UNISSULA) logo, which features a book, a crescent moon, and a star, surrounded by the university's name in Indonesian and Arabic. On the right is a smaller, official digital signature verification stamp from the Indonesian Ministry of Education, Culture, and Higher Education (Kemendikbudristek). This stamp includes the text 'METEMPEL', a QR code, and the alphanumeric code 'D3AMX39B066479'.

Novi Intan Aprilia

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada ALLAH SWT, yang telah memberikan rahmat, taufik serta hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul “Implementasi *Knowledge Graph* pada Sistem Rekomendasi Makanan Pemenuhan Gizi Harian menggunakan *Forward Chaining*” ini dengan baik. Dengan penuh rasa hormat, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Allah SWT, atas segala rahmat dan karunia-Nya.
2. Rektor UNISSULA Bapak Prof. Dr. H. Gunarto, SH., M.Hum yang mengizinkan penulis menimba ilmu di kampus ini.
3. Dekan Fakultas Teknologi Industri Ibu Dr. Ir. Hj. Novi Marlyana, S.T., M.T
4. Dosen pembimbing penulis bapak Ghufro, S.T., M.Kom yang memberikan bimbingan, arahan, dan saran selama penulis menyelesaikan tugas akhir ini.
5. Dosen-dosen Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri UNISSULA yang telah membekali penulis dengan ilmu dan pengetahuan selama masa studi.
6. Keluarga penulis, ibu Warjiningsih, ayah Mahmudi, dan kakak Siti Indarwati yang selalu memberikan doa dan dukungan selama proses menyelesaikan tugas akhir.
7. Sahabat penulis, Riri Kumalasari, Nyovita Ayu, Nadia Wulandari, Putri Naura, Fiyya Aulan, Adyuta Mahardika, dan Duratun Nasekhah yang selalu mewarnai hari penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
8. Dan kepada seluruh pihak yang tidak dapat saya sebutkan satu persatu.

Semarang, 08 Juli 2025

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN TUGAS AKHIR	ii
SURAT PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR.....	iii
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH	iv
KATA PENGANTAR.....	v
DAFTAR ISI.....	vi
DAFTAR TABEL	viii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR LAMPIRAN	xi
ABSTRAK	xii
BAB I PENDAHULUAN.....	2
1.1 Latar Belakang	2
1.2 Perumusan Masalah.....	3
1.3 Pembatasan Masalah	4
1.4 Tujuan.....	4
1.5 Manfaat.....	4
1.6 Sistematika Penulisan.....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI.....	5
2.1 Tinjauan Pustaka.....	5
2.2 Dasar Teori	7
2.2.1 Nutrisi Harian dan Pola Makan yang Sehat	7
2.2.2 Sistem Rekomendasi	8
2.2.3 <i>Knowledge Graph</i>	8
2.2.4 <i>Forward Chaining</i>	12
BAB III METODE PENELITIAN	13
3.1 Pengumpulan Data	17
3.2 Fase 1 : <i>Preprocessing</i> Data	17
3.3 Fase 2 : Pembangunan Model	17
3.4 Fase 3 : <i>Filtering</i> (Rekomendasi Prioritas & <i>Blaclist</i>)	18

3.5	Evaluasi	18
3.6	Hasil.....	18
BAB IV HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN.....		20
4.1	HASIL PENELITIAN.....	20
4.1.1	Pengumpulan Data	20
4.1.2	<i>Preprocessing Data</i>	21
4.1.3	Pembangunan Model.....	23
4.1.4	<i>Filtering</i> (Rekomendasi Prioritas & <i>Blaclist</i>)	29
4.2	ANALISIS PENELITIAN	33
4.2.1	Evaluasi	33
4.2.2	Hasil Implementasi.....	47
BAB IV KESIMPULAN DAN SARAN.....		59
5.1	Kesimpulan.....	59
5.2	Saran.....	60
DAFTAR PUSTAKA		



DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Fungsi <i>Knowledge Graph</i>	11
Tabel 4. 1 Aspek Utama <i>Filtering</i>	33
Tabel 4. 2 Hasil Klasifikasi <i>Fuzzy Logic</i>	35
Tabel 4. 3 Hasil Pengujian	37
Tabel 4. 4 Hasil Evaluasi.....	39
Tabel 4. 5 Perbandingan Pengujian Klasifikasi Fuzzy dan Non-Fuzzy	41
Tabel 4. 6 Hasil Evaluasi.....	44
Tabel 4. 7 Hasil Evaluasi <i>Precision</i> dan <i>Recall</i>	46



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Arsitektur <i>Forward Chaining</i>	12
Gambar 3. 1 <i>Flowchart</i> Sistem	15
Gambar 3. 2 Kerangka Sistem	16
Gambar 4. 1 hasil <i>cleaning</i> data	21
Gambar 4. 2 Subgraf Bubur Kacang Hijau	26
Gambar 4. 3 Grafik Nutrient Coverage.....	44
Gambar 4. 4 Cara Kerja Sistem Rekomendasi.....	48
Gambar 4. 5 Halaman Login.....	51
Gambar 4. 6 Halaman Daftar	52
Gambar 4. 7 Representasi Pengisian Data Pendaftaran	53
Gambar 4. 8 Halaman Utama.....	54
Gambar 4. 9 Input Data pada Halaman Utama	55
Gambar 4. 10 Hasil Rekomendasi.....	56
Gambar 4. 11 Riwayat Rekomendasi Gizi	58
Gambar 4. 12 Riwayat Rekomendasi Gizi.....	59



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 : Sampel Dataset Informasi Umum dan Makronutrien

Lampiran 2 : Sampel Dataset Informasi Lemak Spesifik dan Vitamin

Lampiran 3 : Sampel Dataset Informasi Mineral



ABSTRAK

Perubahan pola makan Masyarakat cenderung bergeser pada makanan instan rendah gizi sehingga meningkatkan risiko malnutrisi. Keterbatasan akses konsultasi gizi menjadikan Solusi digital sebagai alternatif. Tujuan dari penelitian ini yaitu guna mengembangkan sistem rekomendasi makanan harian dengan basis data *knowledge graph* dengan mengimplementasikan metode *Forward Chaining*.

Sistem dikembangkan melalui tiga tahap yaitu *preprocessing* data, Pembangunan *knowledge graph*, dan penerapan *forward chaining*. Selain itu, *fuzzy logic* juga diterapkan untuk mengklasifikasikan status gizi berdasarkan nilai Indeks Massa Tubuh (IMT) agar menghasilkan lebih akurat. Hasil implementasi dari sistem ini menunjukkan bahwa sistem mampu mengidentifikasi nutrisi harian dan memberikan rekomendasi makanan. Evaluasi menggunakan *Average Nutrient Coverage (ANC)* menunjukan hasil mencapai 94,33% pada lima kategori utama yaitu energi, protein, lemak, karbohidrat, dan serat pangan. Model ini diimplementasikan berbasis *web based* interaktif dimana *user* menginput data berupa umur, jenis kelamin, tinggi badan, berat badan, aktivitas, serta riwayat konsumsi makanan.

Berdasarkan penelitian ini, sistem berpotensi dalam membantu Masyarakat dalam menjaga pola makan sehat secara mandiri dan berkelanjutan. Dalam pengembangan selanjutnya, sistem dapat dioptimalkan dengan menambahkan fitur personalisasi.

Kata kunci : Sistem rekomendasi makanan, *Forward Chaining*, *Knowledge Graph*.

ABSTRACT

Changes in dietary patterns among the population tend to shift toward low-nutrient instant foods, thereby increasing the risk of malnutrition. Limited access to nutritional counseling makes digital solutions an alternative. The objective of this study is to develop a daily food recommendation system based on a knowledge graph database by implementing the Forward Chaining method.

The system was developed through three stages: data preprocessing, knowledge graph construction, and Forward Chaining implementation. Additionally, fuzzy logic was applied to classify nutritional status based on Body Mass Index (BMI) values to achieve greater accuracy. The implementation results of this system demonstrate that it can identify daily nutritional needs and provide food recommendations. Evaluation using Average Nutrient Coverage (ANC) showed results reaching 94.33% in five main categories, namely energy, protein, fat, carbohydrates, and dietary fiber. This model is implemented in the form of an interactive website where users input data such as age, gender, height, weight, activity, and food consumption history.

Based on this research, the system has the potential to assist the public in maintaining a healthy diet independently and sustainably. In future development, the system can be optimized by adding personalization features.

Keyword : Food recommendation system, *Forward Chaining*, *Knowledge Graph*.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Di era modern dengan teknologi yang serba cepat ini, Masyarakat mengalami perubahan pola makan yang cenderung mengonsumsi makanan instan dan kurang memperhatikan kandungan nutrisinya. Hal ini menjadi perhatian serius mengingat pemenuhan nutrisi bukan sekedar menghilangkan rasa lapar, melainkan berperan dalam menjaga kesehatan tubuh dan mempertahankan keberlangsungan fungsinya. Asupan nutrisi yang tepat dan seimbang merupakan investasi jangka panjang bagi kesehatan dan kualitas hidup seseorang. Kebutuhan nutrisi setiap individu berbeda, hal ini bergantung pada faktor seperti usia dan jenis kelamin. Oleh karena itu, hal ini mendorong seseorang membutuhkan rekomendasi nutrisi harian yang dapat disesuaikan dengan karakteristik dan kebutuhan individu (Putu Eka Nopitasari, 2021).

Konsultasi dengan ahli gizi secara langsung merupakan salah satu metode yang ideal dalam menemukan rekomendasi nutrisi. Hal ini dapat meningkatkan pengetahuan serta memperbaiki pola hidup dan makan Masyarakat secara efektif. Namun hal ini memiliki beberapa keterbatasan dalam pelaksanaan metode konvensional ini. Diantaranya ialah keterbatasan waktu, jarak, biaya yang relatif tinggi, serta terbatasnya jumlah ahli gizi (Sun, 2023). Sehingga hal ini menyebabkan terhambatnya pelayanan terhadap Masyarakat. Oleh karena itu, sistem rekomendasi nutrisi harian seseorang secara digital dapat menjadi salah satu solusi (Hidayah dkk., 2023).

Sistem rekomendasi nutrisi merupakan sebuah sistem yang dirancang untuk memberikan saran tentang asupan nutrisi seseorang. Sistem rekomendasi berbasis digital ini dapat memberikan saran nutrisi yang tepat. Seperti pada sistem rekomendasi kebutuhan nutrisi pendamping asi yang menggunakan metode Fuzzy Tahani dalam upaya pencegahan stunting yang menunjukkan hasil dengan tingkat akurasi mencapai 94,5%. Hal ini menunjukkan bahwa sistem rekomendasi nutrisi berbasis digital dapat memberikan saran yang relatif akurat. Berdasarkan

keberhasilan implementasi sistem rekomendasi ini menjadi bukti bahwa teknologi dapat berperan dalam mengatasi permasalahan nutrisi di masyarakat (Milk dkk., 2024).

Dalam Upaya meningkatkan akurasi dan kemampuan sistem rekomendasi nutrisi, *Knowledge Graph* (KG) dapat digunakan untuk meningkatkan sistem rekomendasi nutrisi dalam perancangan sistem rekomendasi digital. Implementasi *Knowledge Graph* memungkinkan pemahaman lebih mendalam mengenai preferensi pengguna dan kebutuhan nutrisi mereka. *Knowledge Graph* menghubungkan berbagai entitas nutrisi, seperti kandungan gizi pada makanan dan rekomendasi waktu konsumsi sesuai dengan kebutuhan nutrisi penggunanya (Wang dkk., 2021).

Salah metode yang dapat diterapkan dan diintegrasikan dalam perancangan sistem rekomendasi berbasis *Knowledge Graph* adalah *Forward Chaining* dimana metode ini menggunakan penalaran kedepan yang menggunakan fakta – fakta sebagai penarik kesimpulan. Sehingga sistem dapat mencakup faktor – faktor kebutuhan nutrisi seperti preferensi makanan, Riwayat kesehatan, dan kebutuhan nutrisi pengguna. Pendekatan ini dapat membantu sistem dalam menyusuri graf secara terarah dan menghasilkan rekomendasi yang lebih personal dan kontekstual (Pratama dan Nugroho, 2024).

Sistem rekomendasi nutrisi harian dengan implementasi *Knowledge Graph* menggunakan Algoritma *Forward Chaining* dapat menghasilkan sistem rekomendasi pemenuhan gizi harian berbasis web yang tidak hanya akurat namun mampu beradaptasi dengan kebutuhan spesifik setiap penggunanya. Dimana hal ini disesuaikan dengan umur, jenis kelamin, dan makanan yang dikonsumsi oleh user. Rekomendasi yang disesuaikan dengan angka kebutuhan gizi yang dianjurkan oleh pemerintah untuk masyarakat.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah :

1. Bagaimana kinerja sistem rekomendasi nutrisi harian yang diimplementasikan menggunakan *Knowledge Graph* dengan metode *Forward Chaining*?
2. Berapa tingkat akurasi dan performa sistem rekomendasi nutrisi harian dengan implementasi *Knowledge Graph* menggunakan *Forward Chaining*?

1.3 Pembatasan Masalah

Guna menjaga fokus pada penelitian, terdapat beberapa batasan yaitu:

1. Sistem ini berbasis web dengan fokus pada rekomendasi nutrisi berupa jumlah nutrisi yang diperlukan.
2. Menggunakan data yang bersumber pada Kaggle.com berupa makan dengan spesifikasi nutrisi yang terkandung.
3. Rekomendasi yang dihasilkan berdasarkan umur, berat badan, tinggi badan, tingkat aktivitas dan makanan yang diinputkan oleh user.
4. Gizi yang dibahas meliputi karbohidrat, lemak, serat, protein, kalori, dan air.

1.4 Tujuan

Adapun tujuan dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Mengimplementasi dan mengevaluasi kinerja *Knowledge Graph* menggunakan *Forward Chaining* dalam sistem rekomendasi nutrisi harian.
2. Mengetahui tingkat akurasi dan performa dari sistem rekomendasi nutrisi harian dengan implementasi *Knowledge Graph* menggunakan *Forward Chaining*.

1.5 Manfaat

Adapun manfaat dari penelitian ini ialah :

1. Memberikan Solusi teknologi digital guna membantu Masyarakat dalam memperoleh rekomendasi gizi harian sesuai dengan kebutuhan individu secara cepat dan mudah diakses.
2. Menambah wawasan pengembangan sistem rekomendasi berbasis knowledge graph dan metode forward chaining dalam bidang teknologi informasi kesehatan.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan yang akan digunakan oleh penulis dalam sebuah pembuatan laporan tugas akhir adalah sebagai berikut:

BAB I : PENDAHULUAN

Bab ini berisi latar belakang pemilihan judul, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, serta sistematika penulisan.

BAB II : TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

Bab ini memuat penelitian-penelitian sebelumnya dan dasar teori untuk membantu penulis memahami bagaimana teori yang berhubungan dengan sistem rekomendasi nutrisi harian dengan mengimplementasikan *knowledge graph* pada metode *forward chaining*.

BAB III : METODE PENELITIAN

Bab ini mengungkapkan proses tahapan-tahapan penelitian dimulai dari mendapatkan data hingga proses pengolahan data yang ada.

BAB IV : HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN

Bab ini penulis mengungkapkan hasil penelitian seperti pengumpulan data, pengolahan data, dan simulasi sistem rekomendasi nutrisi.

BAB V : KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini penulis memaparkan kesimpulan proses penelitian dari awal hingga akhir serta saran untuk penelitian selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Pada penelitian sistem rekomendasi menggunakan *knowledge graph* oleh Breitfuss dkk., (2021). sistem berbasis *knowledge graph* dapat meningkatkan akurasi rekomendasi dan memberikan pengalaman yang lebih personal bagi pengguna. Pendekatan yang digunakan melibatkan ekstraksi emosi dari ulasan film dan percakapan chatbot dengan pengguna. Emosi ini kemudian direpresentasikan dalam *knowledge graph*, yang memungkinkan reasoning berbasis emosi untuk menghasilkan rekomendasi film yang lebih relevan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem berbasis *knowledge graph* dapat meningkatkan akurasi rekomendasi dan memberikan pengalaman yang lebih personal bagi pengguna.

Penelitian yang dilakukan oleh Chicaiza dan Valdiviezo-Diaz, (2021) menjelaskan bahwa perkembangan sistem rekomendasi yang menggunakan *knowledge graph* (KG). Sistem ini membantu memberikan rekomendasi yang lebih akurat dengan memanfaatkan hubungan antar data, sehingga bisa mengatasi masalah kurangnya informasi. Dalam artikel ini, dijelaskan beberapa metode yang sering digunakan, seperti *content-based filtering* (rekomendasi berdasarkan kesamaan konten), *collaborative filtering* (rekomendasi berdasarkan preferensi pengguna lain), dan metode hybrid yang menggabungkan keduanya dengan KG. Salah satu keunggulan utama sistem berbasis KG adalah kemampuannya memberikan rekomendasi yang lebih relevan dan dapat dijelaskan kepada pengguna.

Pada yang dilakukan penelitian oleh Sufi dkk., (2023) menjelaskan bahwa pengembangan sistem pakar berbasis Android untuk merekomendasikan menu makanan sehat bagi penderita kolesterol menggunakan metode *forward chaining*. Sistem pakar ini bekerja dengan memasukkan data golongan darah dan kadar kolesterol pasien, lalu memberikan rekomendasi makanan berdasarkan aturan yang telah ditetapkan. Keunggulan utama sistem ini adalah kemampuannya dalam memberikan rekomendasi secara akurat dan cepat, yang dapat diakses kapan saja

melalui aplikasi Android. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *forward chaining* efektif dalam menentukan pola makan sehat bagi penderita kolesterol. Sistem ini diharapkan dapat membantu meningkatkan kesadaran masyarakat akan pentingnya pola makan sehat dan memberikan solusi praktis bagi penderita kolesterol dalam mengelola asupan makanan mereka.s

Penelitian yang dilakukan oleh Eluis Bali Mawartika dan Guntur, (2021) menjelaskan mengenai pengembangan sistem pakar berbasis komputer untuk merekomendasikan menu makanan sesuai dengan kebutuhan gizi individu menggunakan metode *forward chaining*. Metode *forward chaining* digunakan untuk menelusuri aturan yang menghubungkan data input pengguna dengan rekomendasi makanan. Sistem ini bekerja dengan mengajukan serangkaian pertanyaan kepada pengguna, kemudian mencocokkan jawaban mereka dengan aturan yang telah ditetapkan untuk menghasilkan rekomendasi makanan yang sesuai. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem pakar ini dapat memberikan rekomendasi makanan yang akurat dan membantu pengguna dalam memahami kebutuhan gizi mereka. Implementasi sistem berbasis web menggunakan PHP dan MySQL memastikan kemudahan akses bagi masyarakat luas.

Penelitian dengan menggunakan metode *forward chaining* yang dilakukan oleh Hafizal dkk., (2022) tentang implementasi sistem pakar untuk penyakit kekurangan kalium pada kakao menunjukkan hasil akurasi sebesar 88%. Hasil pengujian dilakukan dengan menggunakan 100 gambar yang sudah dilabeli oleh ahli penyakit pada tanaman kakao dan berhasil dideteksi dengan benar sebanyak 88 gambar. Dengan hasil demikian, metode ini berhasil membantu dalam aspek budidaya untuk menentukan kecukupan hara pada tanaman kakao.

Pada penelitian lain yang dilakukan oleh Naryanto dkk., (2022) terkait implementasi *forward chaining* untuk mendiagnosis kerusakan pada motor diperoleh hasil pengujian 100% berhasil. Dari 16 pengujian semua menunjukkan diagnosis yang sesuai dengan kondisi aslinya. Pada implementasinya, metode *forward chaining* mengharuskan pengguna untuk memberikan informasi hingga akhir, meskipun hasil diagnosis sudah sesuai berdasarkan beberapa informasi awal.

Penelitian yang dilakukan oleh Sun, (2023) menjelaskan pemanfaatan *knowledge graph* (KG) untuk meningkatkan sistem rekomendasi guna mengatasi masalah kelangkaan data (*data sparsity*) dan *cold start*. Dalam penelitian ini, digunakan metode penggabungan model pencocokan semantik dengan model berbasis informasi tambahan untuk memperkaya representasi pengguna dan item. KG dimanfaatkan untuk menyediakan data semantik yang kaya, sementara karakteristik pengguna seperti jenis kelamin, usia, profesi, dan minat pribadi digunakan sebagai informasi tambahan yang berharga. Selain itu, penelitian ini juga menekankan pentingnya mempertimbangkan dimensi waktu dalam model rekomendasi, karena minat pengguna dapat berubah dalam jangka pendek maupun panjang. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan ini mampu meningkatkan akurasi rekomendasi tanpa meningkatkan kompleksitas komputasi secara signifikan.

Penelitian yang dilakukan oleh Zhou dkk., (2024) mengusulkan sebuah algoritma pembelajaran *knowledge graph* baru yang memanfaatkan jaringan saraf konvolusi dalam (*deep convolutional neural network*) untuk meningkatkan akurasi klasifikasi pada dataset Cora dan Citeseer. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah mengintegrasikan jaringan saraf konvolusi dalam ke dalam proses *knowledge graph*, sehingga memungkinkan ekstraksi representasi yang lebih kaya dan berdimensi tinggi dari data terstruktur dalam graf. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan dataset Cora dan Citeseer, yang dikenal sebagai tolok ukur di bidang pembelajaran berbasis graf. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *knowledge graph* mampu memberikan peningkatan signifikan dalam akurasi klasifikasi dibandingkan dengan metode-metode mutakhir lainnya. Keunggulan utama dari pendekatan ini adalah kemampuannya dalam menangkap struktur graf yang kompleks serta mempertahankan hubungan semantik dengan lebih baik.

2.2 Dasar Teori

2.2.1 Nutrisi Harian dan Pola Makan yang Sehat

Energi dan protein adalah dua komponen utama dalam kesehatan. Kedua komponen ini memainkan peran yang sangat penting dalam berbagai fungsi tubuh,

mulai dari pembentukan dan perbaikan jaringan hingga produksi enzim dan hormone. Nutrisi yang seimbang dan berkualitas adalah dasar dari pola hidup sehat. Memilih makanan sehat sangat penting untuk memenuhi kebutuhan gizi tubuh (Rofidah dkk., 2024). upaya yang dapat dilakukan untuk menerapkan gaya hidup sehat dan aktif adalah dengan bersikap menjaga pola asupan makanan sehat dengan diet dan nutrisi, berolahraga secara rutin, memilih nutrisi pendukung yang tepat dan megikuti komunitas guna mendapat dukungan dari orang yang sama (Tiara & Lasnawati, 2022).

2.2.2 Sistem Rekomendasi

Sistem rekomendasi merupakan sistem yang memiliki kemampuan untuk memahami dan memprediksi item yang diinginkan berdasarkan preferensi dari data yang diberikan oleh seseorang (Huda dkk., 2022). Kemampuan dalam sistem dapat membantu seseorang dalam mengambil sebuah keputusan berdasarkan saran-saran yang dihasilkan (Februariyanti dkk., 2021). Sistem ini banyak dikembangkan untuk membantu seseorang dalam menentukan pilihan berdasarkan kondisi dan preferensi, hal ini bisa dijumpai pada beberapa platform atau media yang memberikan informasi berdasarkan kebiasaan kita dalam mengakses hal tersebut.

2.2.3 Knowledge Graph

Knowledge Graph adalah pendekatan baru tentang model data yang tidak hanya dimengerti oleh manusia, melainkan antar mesin dapat mengerti. Teori ini merupakan wujud dari bahasa manusia yang dituangkan dalam bentuk gambar grafik. *Knowledge graph* banyak dimanfaatkan untuk menyimpan basis pengetahuan yang dimiliki perusahaan besar, seperti Amazon, Google, dan Microsoft (Hodijah dkk., 2022). Konsep *knowledge graph* terdiri dari *node* (entitas) dan *edge* (hubungan), yang secara eksplisit menyampaikan informasi secara terstruktur (Ayuningtyas dkk., 2023).

Knowledge graph merupakan jaringan semantik dan basis pengetahuan dengan struktur graf berarah yang dapat dipahami sebagai sekelompok *node* yang dihubungkan oleh *edge*, di mana *node* mewakili entitas di dunia nyata dan *edge* sebagai kondisi hubungan antar entitas. Dalam implementasinya konsep ini digunakan pada sistem pencarian semantik, sistem rekomendasi, dan asisten virtual.

Kemampuan menangkap hubungan yang kompleks antar entitas memungkinkan *knowledge graph* lebih banyak dimanfaatkan (Ma, 2022) (Hao dkk., 2021).

Struktur *knowledge graph* yang dibangun dalam penelitian ini memuat representasi semantik dari entitas-entitas penting dalam domain makanan dan gizi. Setiap elemen dalam *graph* didesain untuk mencerminkan relasi yang bermakna dan mendukung proses penalaran secara sistematis. Komponen utama dari *graph* ini terdiri dari dua unsur pokok, yaitu *node* dan *edge*, yang masing-masing memiliki peran spesifik dalam merepresentasikan data dan koneksi logis di antaranya.

a. *Node* (Simpul)

Node digunakan untuk merepresentasikan berbagai jenis entitas yang terdapat dalam dataset makanan, antara lain:

- 1) *Food* (Makanan) : Setiap *node* makanan merupakan representasi unik dari item makanan yang terdapat dalam dataset, seperti “*Bubur Kacang Hijau*”, “*Nasi Tim Ayam*”, dan sebagainya. *Node* ini menjadi pusat dari berbagai hubungan yang menghubungkannya dengan atribut gizi dan kategori.
- 2) *Nutrient* (Nutrisi) : *Node* *nutrien* mewakili komponen zat gizi utama yang menjadi fokus penelitian, seperti *Protein (g)*, *Fat (g)*, *Carbohydrates (g)*, dan *Dietary Fiber (g)*.
- 3) *Nutrition Level* (Tingkat Nutrisi) : *Node* ini merepresentasikan status tingkat kandungan nutrisi berdasarkan kategorisasi (tinggi atau rendah), misalnya *High_Protein (g)*, *Low_Fat (g)*, dan seterusnya. *Node* ini penting dalam mendukung proses inferensi untuk kebutuhan diet pengguna.

b. *Edge* (Relasi/Hubungan)

Edge digunakan untuk menggambarkan hubungan semantik antar *node* dalam *graph*. Setiap *edge* memiliki label yang menjelaskan jenis relasi dan dapat pula menyimpan atribut tambahan, seperti nilai kuantitatif nutrien. Jenis relasi yang digunakan antara lain:

- 1) **has_nutrient**: Relasi ini menghubungkan *node* makanan dengan *node* nutrien yang dikandungnya. Selain menyatakan keterkaitan, *edge* ini juga dapat menyimpan atribut nilai kandungan zat gizi yang sesuai.

- 2) **categorized_as**: Menyambungkan node makanan dengan level nutrisi tertentu berdasarkan klasifikasi sebelumnya (*high* atau *low*).
- 3) **belongs_to**: Menjelaskan kategori makanan dengan menghubungkan node makanan ke kategori.

Dengan struktur ini, *knowledge graph* tidak hanya menyimpan informasi secara terstruktur, tetapi juga memungkinkan sistem melakukan reasoning untuk menyimpulkan rekomendasi makanan berdasarkan fakta dan aturan yang terdefinisi dalam sistem inferensi *forward chaining*. Setiap *node* dan *edge* yang dibentuk saling terhubung secara logis, sehingga mendukung keterlacakan dan fleksibilitas dalam eksplorasi data gizi yang kompleks.

Dalam sistem ini, *knowledge graph* berfungsi sebagai basis pengetahuan terstruktur yang digunakan untuk mendukung proses penalaran otomatis (*reasoning*) melalui pendekatan inferensi berbasis *forward chaining*. Dengan kata lain, *knowledge graph* memungkinkan sistem menelusuri fakta-fakta yang telah dimodelkan sebelumnya dan menerapkan aturan logika untuk memperoleh kesimpulan yang relevan, khususnya dalam merekomendasikan makanan berdasarkan kebutuhan gizi pengguna.

Adapun alur kerja *knowledge graph* dalam sistem ini dapat dijelaskan melalui tahapan-tahapan berikut:

a. Penerimaan Input Pengguna

Sistem pertama-tama menerima input berupa kebutuhan gizi harian dari pengguna, misalnya permintaan akan makanan yang tinggi protein, rendah lemak, atau kaya serat.

b. Pencocokan terhadap Node Nutrisi

Berdasarkan input tersebut, sistem akan melakukan pencocokan terhadap *node Nutrient* dan *node Nutrition_Level* dalam struktur graf, untuk mengidentifikasi nutrisi yang relevan serta kategori tingkatannya.

c. Penelusuran Jalur Relasi dalam Graf

Selanjutnya, sistem menelusuri struktur graf dengan mencari *node* makanan (*Food*) yang memiliki hubungan (*edge*) dengan *node* nutrisi yang

sesuai. Penelusuran ini mengikuti hubungan seperti *has_nutrient* dan *categorized_as* untuk memastikan keterkaitan secara semantik.

d. Penyaringan Berdasarkan Kriteria Tambahan

Setelah daftar makanan awal diperoleh, sistem melakukan *filtering* berdasarkan kategori makanan, tingkat nutrisi, dan nilai kandungan gizi. Penyaringan ini memungkinkan hasil yang lebih terarah, misalnya membatasi hanya pada kategori buah atau sayuran jika diperlukan oleh pengguna.

e. Pengeluaran Rekomendasi Akhir

Hasil akhir dari proses *reasoning* adalah daftar makanan yang dipilih secara logis dan memenuhi kriteria gizi sesuai kebutuhan pengguna. Daftar ini disusun berdasarkan keterhubungan antar *node* dalam *knowledge graph* yang telah ditelusuri secara sistematis menggunakan aturan *forward chaining*.

Setelah *knowledge graph* berhasil dibangun dan diintegrasikan ke dalam sistem rekomendasi, tahap selanjutnya adalah memahami bagaimana peran dan fungsi dari struktur graf ini dalam keseluruhan alur kerja sistem. *Knowledge graph* tidak hanya berperan sebagai wadah penyimpanan informasi, melainkan juga sebagai kerangka kerja semantik yang memungkinkan sistem beroperasi secara cerdas dan fleksibel. Melalui struktur *node* dan *edge* yang telah dirancang, *knowledge graph* mampu mendukung berbagai proses utama dalam sistem, mulai dari penyimpanan informasi, penalaran otomatis, hingga pemberian rekomendasi berbasis preferensi gizi pengguna.

Adapun fungsi utama dari *knowledge graph* dalam sistem ini dapat dijelaskan melalui tabel 2.1 berikut:

Tabel 2. 1 Fungsi *Knowledge Graph*

Fungsi	Penjelasan
Representasi Pengetahuan	Menyimpan hubungan kompleks antar makanan dan nutrisi dalam bentuk yang terstruktur
Pendukung Inferensi	Digunakan oleh mesin inferensi (<i>forward chaining</i>) untuk mencari makanan sesuai kebutuhan nutrisi
Dasar <i>Filtering</i> & Rekomendasi	Menyaring dan memberi prioritas makanan berdasarkan status nutrisi pengguna

Mudah Diekspansi	Struktur <i>node</i> dan <i>edge</i> dapat diperluas untuk menambahkan kategori baru, nutrien tambahan, atau preferensi pengguna
Visualisasi Pengetahuan	Dapat divisualisasikan secara interaktif maupun statis untuk kebutuhan analisis dan presentasi hasil

2.2.4 Forward Chaining

Forward chaining merupakan penalaran berdasarkan fakta dan dimulai dari bawah ke atas. Forward chaining dimulai dari fakta yang sebelumnya sudah diketahui terlebih dahulu, baru setelah itu fakta-fakta akan dicocokkan dengan IF dari aturan IF-THEN (Aprilia dkk., 2024). Sehingga sistem dapat memberikan rekomendasi yang sesuai dengan kebutuhan user. Dimana rekomendasi yang diberikan berdasarkan fakta user.



Gambar 2.1 Arsitektur *Forward Chaining*

Berdasarkan gambar 2.1 Arsitektur *Forward Chaining* dimulai dari fase pertama yaitu *user* menginputkan data. Dimana data yang diinputkan oleh *user* pada sistem ini ialah jenis kelamin, umur, tinggi badan, berat badan, tingkat aktivitas, serta makanan yang dikonsumsi. Setelah itu sistem akan memproses data yang telah diinputkan kedalam aturan yang telah ditetapkan. Setelah melakukan penyesuaian aturan yang pertama, sistem akan menghasilkan keputusan pertama. Hasil dari keputusan pertama akan disesuaikan dengan aturan yang kedua, pada sistem ini aturan yang kedua berdasarkan hasil dari keputusan pertama yaitu perhitungan kebutuhan user. Pada fase ini akan menghasilkan rekomendasi, dimana pada sistem ini hasil rekomendasinya ialah makanan.

BAB III

METODE PENELITIAN

Dalam proposal penelitian ini, metode yang digunakan adalah implementasi *Knowledge Graph* yang dipadukan dengan algoritma *Forward Chaining* untuk membangun sistem rekomendasi nutrisi dalam pemenuhan gizi harian. *Knowledge Graph* digunakan untuk merepresentasikan hubungan antar entitas seperti jenis makanan, kandungan gizi, serta kebutuhan nutrisi harian. Struktur graf ini memudahkan pencarian informasi dan pengambilan keputusan berbasis pengetahuan. Selanjutnya, algoritma *Forward Chaining* diterapkan untuk melakukan penalaran otomatis berdasarkan fakta-fakta awal (input pengguna) dan aturan-aturan yang telah ditentukan, sehingga sistem dapat merekomendasikan asupan nutrisi yang sesuai dengan kebutuhan individu. Aturan – aturan tersebut berdasarkan Bintanah dkk., (2018), sebagai berikut:

1. Perhitungan berat badan ideal menggunakan rumus BBI BROCA :

BBI untuk anak > 12 tahun

$$(TB-100) - 10\% \quad (1)$$

Untuk pria TB < 160 cm dan wanita TB

$$TB \text{ dalam cm} - 100 \quad (2)$$

2. Perhitungan Indeks Massa Tubuh (IMT)

IMT dihitung dengan rumus:

$$IMT = \frac{\text{berat badan}}{\text{tinggi badan}(m)^2} \quad (3)$$

Berdasarkan nilai IMT, status gizi pengguna dikategorikan sebagai berikut:

- a. $IMT < 18.5$: Kurus
- b. $18.5 \leq IMT \leq 22.9$: Normal
- c. $23 \leq IMT \leq 24.9$: *Overweight*
- d. $25 \leq IMT \leq 29.9$: Gemuk (Obese I)
- e. $IMT \geq 30$: Sangat Gemuk (Obese II)

3. Koreksi Berat Badan Ideal Berdasarkan Status Gizi

Untuk menyesuaikan kebutuhan energi berdasarkan status gizi, BBI dikalikan dengan faktor koreksi:

- a. Kurus : 1.2
- b. Normal : 1.0
- c. *Overweight* : 0.9
- d. Gemuk/Sangat Gemuk : 0.8

4. Perhitungan Kebutuhan Energi Dasar

Kebutuhan kalori dasar dihitung berdasarkan jenis kelamin dan BBI:

Laki-laki = 30 kkal x kg BBI

Perempuan = 25 kkal x kg BBI

Untuk pengguna dengan umur lebih dari 40 tahun, kebutuhan kalori dikurangi sebesar 5%

5. Koreksi Kebutuhan Energi Berdasarkan Tingkat Aktivitas Fisik

Koreksi kebutuhan kalori dilakukan sesuai tingkat aktivitas:

- a. Aktivitas ringan: kalori dikalikan 1.10
- b. Aktivitas sedang: kalori dikalikan 1.20
- c. Aktivitas berat: kalori dikalikan 1.30

6. Koreksi Kebutuhan Energi Berdasarkan Status Gizi

Kalori akhir dikoreksi berdasarkan faktor status gizi:

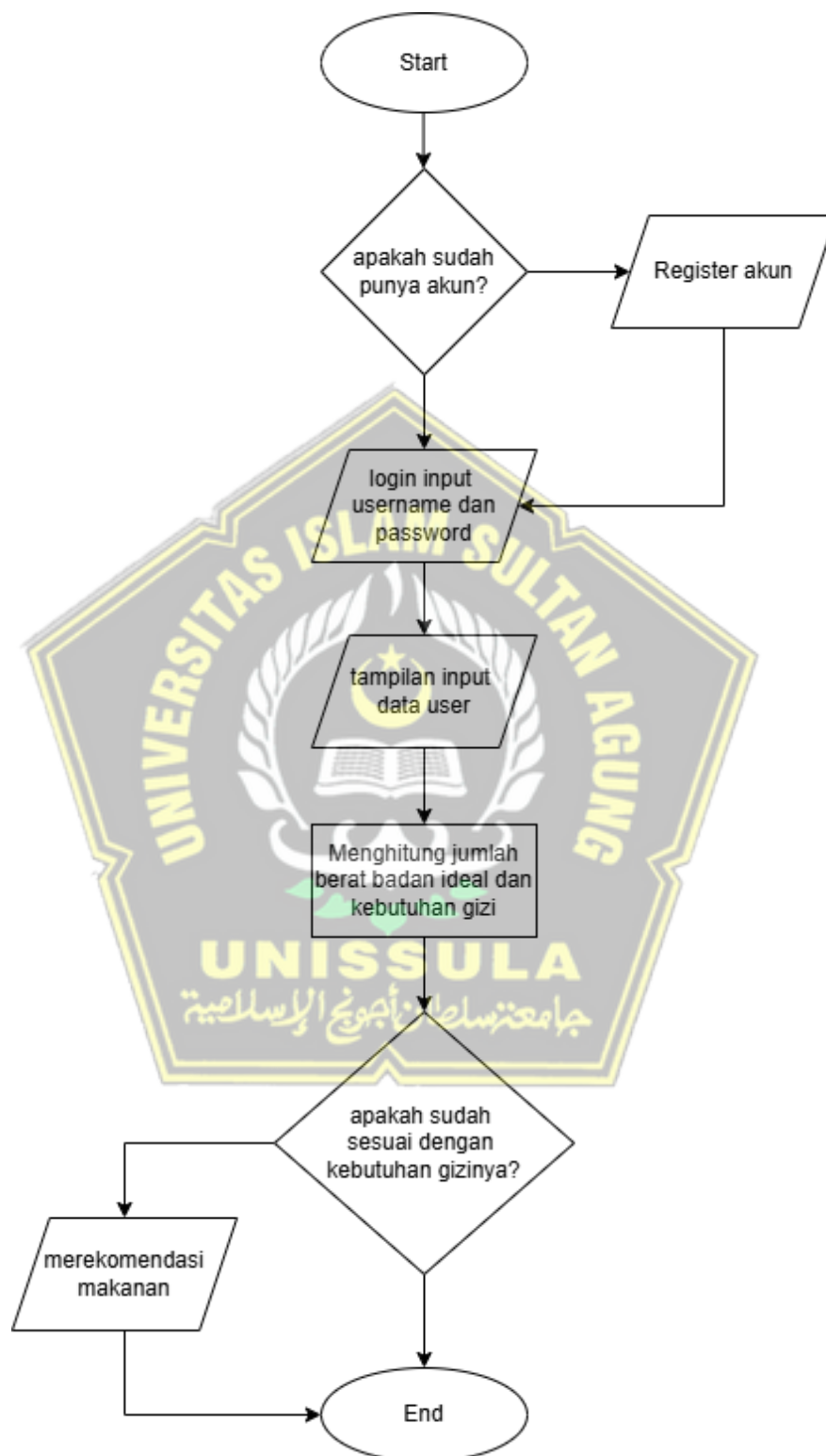
$$\text{Kalori Final} = \text{Kalori setelah aktivitas} \times \text{Faktor Koreksi Status Gizi}$$

7. Perhitungan Kebutuhan Makronutrien

Berdasarkan kalori final, kebutuhan protein, lemak, dan karbohidrat dihitung:

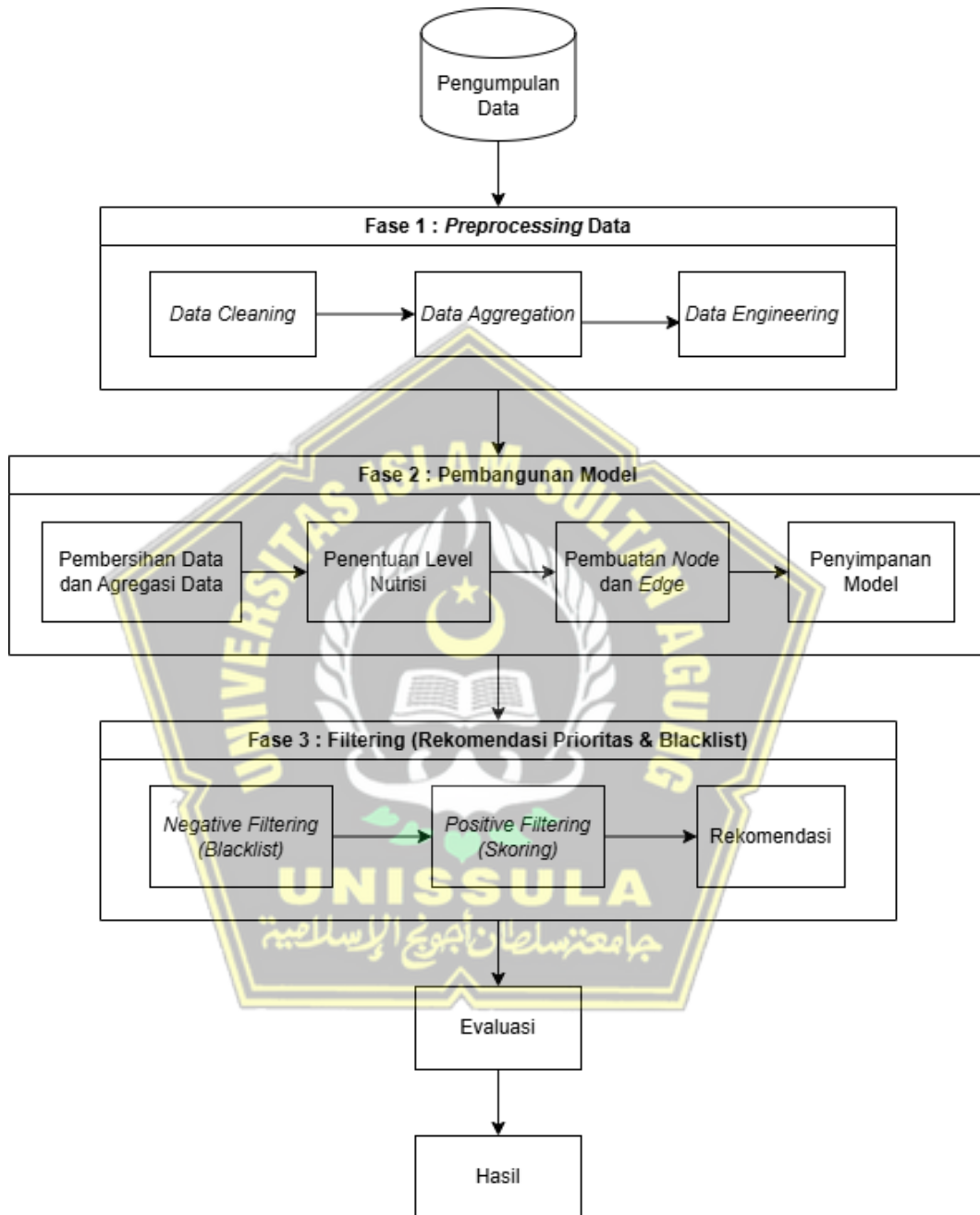
- a. Protein sebesar 10% dari kalori total
- b. Lemak sebesar 30% dari kalori total
- c. Karbohidrat adalah sisa kalori setelah dikurangi kalori dari protein dan lemak

Gambar 3.1 merupakan flowchart untuk pembuatan sistem :



Gambar 3. 1 *Flowchart* Sistem

Gambar 3.2 merupakan kerangka sistem rekomendasi dengan implementasikan *Knowledge Graph* menggunakan algoritma *Forward Chaining*.



Gambar 3. 2 Kerangka Sistem

Gambar 3.2 merupakan alur dari sistem rekomenadi nutrisi yang terdiri dari tiga fase utama. Fase pertama yaitu preprocessing data, dimana dilakukan pembersihan atau *data cleaning*, penggabungan atau *data aggregation*, dan rekayasa data atau *data engineering*. Kemudian fase pembangunan model

mencakup pembersihan serta agregasi data, penentuan level nutrisi, pembuatan *node* dan *edge* hingga penyimpanan model. Selanjutnya fase ketiga merupakan fase *filtering* meliputi *negative filtering (blacklist)*, *positive filtering (Skoring)*, dan menghasilkan rekomendasi. Setelah itu ialah tahap evaluasi guna memastikan kualitas model sebelum menghasilkan output.

3.1 Pengumpulan Data

Melakukan pengumpulan dan pengelompokan data dari sumber seperti *Kaggle* yang berisi informasi makanan, kandungan nutrisi, serta kategori makanan.

3.2 Fase 1 : *Preprocessing* Data

Pada fase 1 merupakan tahapan dalam *preprocessing* data, sebelum dataset digunakan untuk melatih model, perlu dilakukan *preprocessing* data agar data menjadi lebih terstruktur. Berikut penjelasan dari setiap tahapan dalam *preprocessing* data yang dilakukan:

1. *Cleaning Data* : Pada sub-fase ini dilakukan penghapusan beberapa kolom data yang tidak diperlukan.
2. *Data Aggregation* : Pada sub-fase ini data yang sama akan dilakukan penghitungan rata – rata pada setiap kandungan nutrisinya.
3. *Feature Engineering* : Pada sub-fase ini data nutrisi diketorgikan menjadi “*high*” atau “*low*” sehingga dapat mempresentasikan data dalam bentuk graf pengetahuan.

3.3 Fase 2 : Pembangunan Model

Tahap ini fokus pada konstruksi *knowledge graph* yang merepresentasikan hubungan antar entitas dalam sistem.

1. Pembersihan dan Agregasi Data : Pada sub-fase ini dilakukan pemebrsihan data agar data menjadi lebih siap diproses, kemudian data akan digabungkan dan dirata – rata kandungan nutrisinya.
2. Penentuan Level Nutrisi : Pada sub-fase ini nutrisi dikategorikan berdasarkan distribusi statistic untuk membedakan nutrisi kadar tinggi dan rendah.

3. Pembuatan *Node* dan *Edge* : Pada sub-fase ini membuat *Node* yang digunakan untuk merepresentasikan entitas seperti makanan, nutrisi, dan kategori kemudian membuat *Edge* guna merepresentasikan relasi antar *Node*.
4. Penyimpanan Model : pada sub-fase ini struktur *knowledge graph* akan disimpan dalam format *.graphml* sehingga dapat digunakan dalam inferensi dan visualisasi interaktif.

3.4 Fase 3 : *Filtering (Rekomendasi Prioritas & Blacklist)*

Fase ini merupakan proses utama dalam memberikan rekomendasi gizi harian.

1. *Negative Filtering (Blacklist)* : Pada sub-fase ini sistem akan menyaring makanan yang tidak sesuai seperti candy, tepung, dll.
2. *Positive Filtering (Skoring)* : Pada sub-fase ini data yang telah disaring akan diberi skor berdasarkan kesesuaian nutrisinya dengan kebutuhan pengguna.
3. Rekomendasi: Sistem menghasilkan rekomendasi berupa jenis dan jumlah makanan tambahan atau pengurangan yang diperlukan agar kebutuhan gizi harian tercapai.

3.5 Evaluasi

Tahap ini merupakan kulminasi dari proses evaluasi yang telah dilakukan menggunakan model yang dirancang sebelumnya. Pada tahap ini, dilakukan analisis komprehensif terhadap kinerja metode, termasuk pengukuran akurasi, dan performa model dalam mencapai tujuan yang telah ditetapkan.

3.6 Hasil

Tahap ini sistem diimplementasikan sebagai *website* dengan memanfaatkan rancangan *knowledge graph* sebagai integrasi datanya dan *forward chaining* sebagai pemrosesan dalam menentukan rekomendasinya.

BAB IV

HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN

4.1 HASIL PENELITIAN

4.1.1 Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, data yang digunakan berasal dari dataset “Data Nutrisi Makanan” yang diperoleh melalui platform Kaggle dengan tautan sumber: <https://www.kaggle.com/datasets/nauvalalmas/data-makanan-stunting>. Dataset ini dipilih karena menyediakan informasi gizi lengkap yang relevan untuk membangun sistem rekomendasi berbasis pemenuhan kebutuhan nutrisi harian. Dataset ini terdiri dari 1.126 data makanan, di mana setiap entri mewakili satu jenis menu makanan yang dilengkapi dengan 22 atribut nutrisi, yakni:

1. *Menu*: Nama atau jenis makanan
2. *Energy* (kJ): Energi yang terkandung dalam satuan kilojoule
3. *Protein* (g): Kandungan protein dalam gram
4. *Fat* (g): Kandungan lemak dalam gram
5. *Carbohydrates* (g): Kandungan karbohidrat dalam gram
6. *Dietary Fiber* (g): Serat pangan dalam gram
7. *PUFA* (g): Lemak tak jenuh ganda (*Polyunsaturated Fatty Acid*) dalam gram
8. *Cholesterol* (mg): Kandungan kolesterol dalam miligram
9. *Vitamin A* (mg)
10. *Vitamin E* (eq.) (mg)
11. *Vitamin B1* (mg)
12. *Vitamin B2* (mg)
13. *Vitamin B6* (mg)
14. *Total Folic Acid* (μg)
15. *Vitamin C* (mg)
16. *Sodium* (mg)
17. *Potassium* (mg)
18. *Calcium* (mg)
19. *Magnesium* (mg)

20. *Phosphorus* (mg)

21. Iron (mg)

22. Zinc (mg)

4.1.2 Preprocessing Data

Dalam tahapan ini, dilakukan serangkaian proses untuk membersihkan, menyederhanakan, dan mempersiapkan data agar dapat dibentuk menjadi struktur *knowledge graph* yang sesuai dan optimal untuk digunakan dalam sistem inferensi berbasis *forward chaining*. Adapun langkah-langkah *preprocessing* yang dilakukan meliputi:

1. Data Cleaning

Pada tahap ini dilakukan pembersihan data dengan cara menghapus atribut-atribut yang tidak digunakan secara langsung dalam pembangunan *knowledge graph*. Atribut yang dihapus meliputi: "PUFA (g)", "Cholesterol (mg)", "Vitamin A (mg)", "Vitamin E (eq.) (mg)", "Vitamin B1 (mg)", "Vitamin B2 (mg)", "Vitamin B6 (mg)", "Total Folic Acid (Âµg)", "Total Folic Acid (µg)", "Vitamin C (mg)", "Sodium (mg)", "Potassium (mg)", "Calcium (mg)", "Magnesium (mg)", "Phosphorus (mg)", "Iron (mg)", dan "Zinc (mg)". Penghapusan atribut ini dilakukan karena fokus sistem hanya pada atribut makronutrien utama seperti Energi, Protein, Lemak, Karbohidrat, dan Serat Pangan (*Dietary Fiber*), yang lebih relevan untuk pemenuhan gizi harian dalam konteks rekomendasi makanan umum.

Unnamed: 0	Menu	Energy (kJ)	Protein (g)	\
0	0 Breastmilk (> 10 days post partum)	288	1.13	
1	1 kemiri	1155	22.40	
2	2 adonan tepung beras	544	2.40	
3	3 adonan tepung tapioka	1594	0.30	
4	4 adonan tepung terigu	1523	10.30	

	Fat (g)	Carbohydrates (g)	Dietary Fiber (g)
0	4.03	7.0	0.0
1	4.40	51.7	10.3
2	0.20	28.6	0.3
3	0.10	91.3	0.9
4	1.00	76.3	2.7

Gambar 4. 1 hasil *cleaning* data

Data tersebut merupakan data setelah proses *cleaning data* dengan menghapus informasi data yang tidak diperlukan, memperbaiki format, serta merapikan susunan data agar lebih mudah dipahami dan dianalisis. Dimana hasil dari proses ini menampilkan lima kandungan nutrisi bahan makanan mencakup energi, protein, lemak, karbohidrat, serta serat pangan. Sehingga data ini siap digunakan untuk proses selanjutnya.

2. *Data Aggregation*

Langkah ini merupakan proses penggabungan dan agregasi data berdasarkan nama makanan. Jika terdapat entri makanan yang sama dengan nilai nutrisi yang berbeda, maka nilai-nilai tersebut akan dihitung rata-ratanya untuk mewakili satu entitas tunggal dalam *knowledge graph*. Proses ini juga termasuk dalam tahapan transformasi data, karena nilai mentah diubah menjadi nilai agregat yang stabil dan representatif.

Contoh :

- a. Apel – *dietary fiber* (g) : 12
- b. Apel – *dietary fiber* (g) : 15

Maka nilai yang digunakan dan disimpan dalam model GraphML adalah: 13.5 g.

Dengan demikian, setiap node makanan dalam graf memiliki nilai nutrisi tunggal yang telah distandarkan.

3. *Feature Engineering*

Pada tahap ini, dilakukan rekayasa fitur untuk menyesuaikan data dengan struktur graf pengetahuan. Nilai numerik dari atribut nutrisi seperti protein, lemak, karbohidrat, dan serat dikategorikan ke dalam dua level, yaitu: high dan low, berdasarkan distribusi nilai dalam dataset (misalnya menggunakan median sebagai batas).

Setiap node nutrient akan memiliki atribut level terhadap node makanan yang terhubung. Hal ini bertujuan agar sistem dapat mengenali perbedaan kadar kandungan nutrisi antar makanan dan mengambil keputusan logis berdasarkan aturan *forward chaining*.

Contoh:

- b. Apel – *high dietary fiber* (g)
- c. Apel – *low protein* (g)

Dengan preprocessing ini, data siap untuk dikonversi ke dalam format graf dan digunakan dalam sistem rekomendasi yang berbasis penelusuran logika *forward chaining* untuk memenuhi kebutuhan gizi harian pengguna.

4.1.3 Pembangunan Model

Setelah melalui tahap *preprocessing data*, langkah selanjutnya dalam penelitian ini adalah membangun model yang mampu merepresentasikan hubungan kompleks antar entitas dalam domain makanan dan gizi. Dalam konteks ini, digunakan pendekatan *Knowledge Graph* sebagai dasar representasi pengetahuan, karena kemampuannya dalam menghubungkan data secara semantik melalui node dan edge yang saling terhubung. Model ini dirancang untuk mencerminkan keterkaitan antara nama makanan, kandungan nutrisinya, klasifikasi tingkat nutrisi (seperti tinggi atau rendah), serta kategori makanan berdasarkan jenisnya.

Pembangunan *knowledge graph* bertujuan untuk menciptakan struktur data yang tidak hanya menyimpan informasi, tetapi juga mendukung proses *reasoning* atau penalaran logis. Proses *reasoning* ini dilakukan menggunakan metode *forward chaining*, yaitu dengan menelusuri fakta dan aturan dari graph untuk menghasilkan rekomendasi makanan yang sesuai dengan kondisi atau kebutuhan gizi spesifik pengguna. Dengan pendekatan ini, sistem dapat menyusun rekomendasi yang bersifat personal dan adaptif, berdasarkan relasi antar node yang sudah dibentuk di dalam graph.

1. Proses Pembangunan *Knowledge Graph*

Pembangunan *Knowledge Graph* merupakan tahap krusial dalam penelitian ini, karena bertujuan membentuk representasi semantik dari data makanan yang telah melalui proses *preprocessing* sebelumnya. *Knowledge graph* dibangun menggunakan data yang telah dibersihkan dan disimpan dalam berkas `foods_cleaned.csv`, dengan bantuan pustaka Python seperti `pandas` untuk pengolahan data dan `networkx` untuk konstruksi graf.

Tujuan dari pembangunan graph ini adalah untuk mengubah informasi tabular menjadi struktur graf yang dapat menampilkan hubungan antar entitas seperti makanan, nutrisi, level kandungan, dan kategori, sehingga memungkinkan proses reasoning berbasis *forward chaining* dilakukan secara efisien. Tahapan utama dalam proses pembangunan *knowledge graph* meliputi:

a. Pembersihan dan Agregasi Data

Pada tahap awal, data dikelompokkan berdasarkan nama makanan dan kategori. Nilai nutrisi utama seperti *Protein*, *Fat*, dan *Carbohydrates* dihitung rata-ratanya jika terdapat entri duplikat dengan nilai berbeda. Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa setiap makanan memiliki satu representasi tunggal yang bersih, ringkas, dan tidak redundan. Penggunaan nilai rata-rata membantu dalam menjaga konsistensi data dan menghindari bias dari entri ekstrem.

b. Penentuan Level Nutrisi

Untuk setiap jenis nutrisi, dilakukan analisis distribusi data guna menentukan batas kuartil atas (Q_3) dan kuartil bawah (Q_1). Dimana tingkat kandungan suatu nutrisi dalam makanan yang dikategorikan rendah, sedang, atau tinggi menggunakan statistik data. Berdasarkan nilai-nilai ini, diklasifikasikan dua level nutrisi:

- 1) Jika nilai nutrisi suatu makanan $\geq Q_3$, maka dikategorikan sebagai *high* (tinggi).
- 2) Jika nilai nutrisi $\leq Q_1$, maka dikategorikan sebagai *low* (rendah).

Klasifikasi ini penting agar sistem dapat mengenali perbedaan kadar nutrisi secara semantik dalam proses inferensi.

c. Pembuatan *Node* dan *Edge*

Selanjutnya, dilakukan konstruksi struktur graf melalui pembuatan *node* (simpul) dan *edge* (relasi). Node diciptakan untuk mewakili berbagai entitas. Sementara itu, *edge* menggambarkan hubungan antar node melalui jenis relasi berikut:

- 1) **has_nutrient**: Menunjukkan bahwa makanan tertentu mengandung jenis nutrisi tertentu.

- 2) **categorized_as**: Menyatakan bahwa kandungan nutrisi pada makanan tersebut berada pada level tinggi atau rendah.
- 3) **belongs_to**: Menghubungkan makanan dengan kategorinya.

Struktur ini membentuk graf berarah (*directed graph*) yang dapat ditelusuri secara logis melalui aturan *forward chaining*.

d. Penyimpanan Model

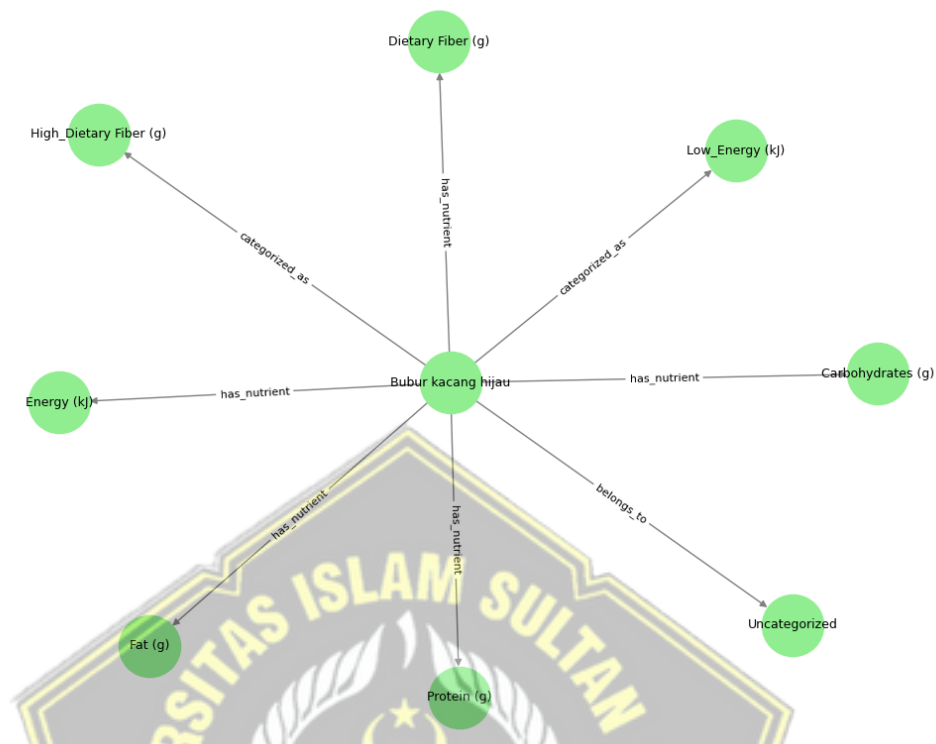
Setelah seluruh node dan edge terbentuk, struktur *knowledge graph* disimpan dalam format *.graphml* menggunakan pustaka *networkx*. Format ini dipilih karena mendukung interoperabilitas dengan berbagai alat visualisasi dan sistem *reasoning*, serta mudah diintegrasikan ke dalam aplikasi web berbasis graf. File *.graphml* ini kemudian digunakan dalam proses inferensi dan visualisasi interaktif dalam sistem rekomendasi.

Dengan pendekatan ini, *knowledge graph* tidak hanya berfungsi sebagai penyimpan data terstruktur, tetapi juga sebagai dasar sistem rekomendasi berbasis aturan logika, yang memungkinkan inferensi cerdas terhadap kebutuhan gizi harian pengguna.

2. Struktur *Knowledge Graph*

Struktur keseluruhan *knowledge graph* yang dibangun dalam penelitian ini terdiri dari ratusan simpul (*nodes*) dan hubungan (*edges*) yang saling terhubung secara kompleks. Kompleksitas ini mencerminkan keragaman data makanan, atribut gizi, klasifikasi tingkat nutrisi, serta kategorisasi makanan yang disimpan dalam *graph*. Namun, karena jumlah elemen yang sangat banyak, visualisasi penuh dari seluruh graf akan sulit ditampilkan secara utuh dalam satu halaman tanpa mengurangi keterbacaan.

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, maka dalam laporan ini digunakan pendekatan visualisasi subgraf representatif sebagai sarana dokumentasi dan penjelasan struktur graf secara lebih terfokus dan mudah dipahami. Subgraf ini dipilih untuk menggambarkan hubungan semantik yang terbentuk dari satu entitas makanan terhadap komponen-komponen lain dalam *knowledge graph*.



Gambar 4. 2 Subgraf Bubur Kacang Hijau

Pada contoh subgraf “Bubur Kacang Hijau”, Gambar 4.1 memperlihatkan struktur koneksi node makanan “Bubur Kacang Hijau” dengan berbagai node nutrisi yang dimilikinya, termasuk level kandungan gizi seperti *high dietary fiber* atau *low fat*, serta relasi ke node kategori makanan, misalnya *olahan* atau *kacang-kacangan*. Subgraf ini memberikan ilustrasi konkrit mengenai bagaimana pengetahuan direpresentasikan dan dikaitkan dalam sistem, serta bagaimana informasi ini dapat ditelusuri oleh mesin inferensi untuk menghasilkan rekomendasi yang sesuai.

Melalui visualisasi subgraf ini, pembaca dapat memahami bagaimana node dan edge bekerja secara konseptual dalam knowledge graph, meskipun keseluruhan struktur tidak ditampilkan secara lengkap. Pendekatan ini juga mempermudah proses validasi, pengujian, serta penyampaian konsep kepada pihak pengguna dan pengembang sistem.

Untuk memberikan gambaran yang lebih rinci mengenai bagaimana entitas makanan direpresentasikan dalam knowledge graph, digunakan sebuah

subgraf contoh yang berfokus pada satu makanan, yaitu “Bubur Kacang Hijau”. Subgraf ini memperlihatkan keterhubungan semantik antara *node* makanan dengan atribut gizi, klasifikasi tingkat nutrisi, serta kategori makanan. Berikut adalah penjabaran komponen utama dan relasi yang membentuk struktur subgraf tersebut. Berikut merupakan komponen dan relasi dalam subgraf *knowledge graph*:

a. Node Utama (*Food*)

Node pusat dalam subgraf ini adalah “*Bubur Kacang Hijau*”, yang bertipe *Food*. Node ini mewakili satu entitas makanan yang berasal dari dataset dan menjadi titik awal untuk menelusuri relasi terhadap berbagai atribut nutrisi dan kategori. Sebagai node sentral, makanan ini menjadi penghubung utama terhadap komponen-komponen lain dalam struktur *graph*.

b. Node Nutrisi (*Nutrient*)

Node-node nutrisi yang terhubung langsung dengan node makanan melalui relasi `has_nutrient` antara lain:

- 1) *Energy* (kJ)
- 2) *Protein* (g)
- 3) *Fat* (g)
- 4) *Carbohydrates* (g)
- 5) *Dietary Fiber* (g)

Relasi `has_nutrient` digunakan untuk menunjukkan bahwa makanan tersebut memiliki kandungan nutrisi tertentu. Informasi mengenai nilai kuantitatif dari masing-masing nutrisi tidak ditampilkan secara visual dalam subgraf, tetapi disimpan sebagai atribut pada *edge* dan tersedia dalam struktur file `.graphml`. Hubungan ini memungkinkan mesin inferensi mengenali kandungan gizi setiap makanan dengan presisi.

c. Node Kategori (*Food Category*)

Node kategori dalam subgraf ini adalah “*Uncategorized*”, yang terhubung dengan node “*Bubur Kacang Hijau*” melalui relasi `belongs_to`. Relasi ini mengindikasikan bahwa makanan tersebut belum dimasukkan

secara eksplisit ke dalam kelompok makanan tertentu seperti *buah*, *sayuran*, atau *olahan hewani*. Keberadaan relasi ini juga membuka kemungkinan pengembangan sistem di masa mendatang melalui penambahan kategori baru.

d. Node Level Nutrisi (*Nutrition Level*)

Berdasarkan hasil analisis distribusi data pada tahap preprocessing, sistem melakukan klasifikasi tingkat kandungan nutrisi menggunakan relasi **categorized_as**. Dalam subgraf ini terdapat dua level nutrisi yang ditunjukkan:

- 1) *High_Dietary_Fiber (g)* → menunjukkan bahwa “*Bubur Kacang Hijau*” tergolong makanan dengan kandungan serat tinggi.
- 2) *Low_Energy (kJ)* → menunjukkan bahwa kandungan energi dari makanan ini termasuk rendah jika dibandingkan dengan makanan lain dalam dataset.

Relasi ini memungkinkan sistem untuk mengaitkan makanan dengan status gizinya secara eksplisit, yang sangat berguna dalam proses reasoning untuk menentukan rekomendasi makanan yang sesuai.

e. Struktur Subgraf

Secara visual, bentuk struktur subgraf ini menyerupai formasi bintang (*star-shaped*), di mana node pusat “*Bubur Kacang Hijau*” dikelilingi oleh berbagai node lainnya. Struktur tersebut terdiri dari:

- 1) 5 buah edge **has_nutrient**
- 2) 1 buah edge **belongs_to**
- 3) 2 buah edge **categorized_as**

Struktur ini menegaskan bahwa satu entitas makanan dapat direpresentasikan secara kaya dan terstruktur dalam *knowledge graph* melalui keterkaitan langsung dengan berbagai aspek gizi dan klasifikasi.

f. Fungsi dan Tujuan Visualisasi Subgraf

Visualisasi subgraf ini memiliki beberapa fungsi utama, antara lain:

- 1) Memberikan representasi konkret mengenai bagaimana sebuah makanan dimodelkan dalam sistem *knowledge graph*.

- 2) Menunjukkan cara sistem memahami informasi gizi dan klasifikasi makanan melalui relasi semantik.
- 3) Mempermudah proses interpretasi, analisis, dan validasi terhadap struktur relasi antara makanan dan kebutuhan gizi dalam konteks *reasoning forward chaining*.

Dengan adanya subgraf ini, pengguna maupun pengembang dapat memperoleh pemahaman lebih baik terhadap struktur logis dan hubungan antar entitas yang membentuk dasar dari sistem rekomendasi makanan berbasis graf pengetahuan.

Dengan struktur ini, *knowledge graph* menjadi inti dari sistem rekomendasi gizi berbasis logika yang mendukung personalisasi berdasarkan kebutuhan nutrisi harian pengguna. Subgraf “Bubur kacang hijau” secara representatif menggambarkan bagaimana entitas makanan dikoneksikan ke berbagai atribut penting seperti nutrisi, tingkat kandungan nutrisi (*high/low*), dan kategori. Hubungan-hubungan ini menjadi fondasi penting dalam proses inferensi, menjadikan sistem tidak hanya akurat dalam merekomendasikan makanan, tetapi juga transparan dan mudah dijelaskan.

4.1.4 *Filtering (Rekomendasi Prioritas & Blacklist)*

Langkah selanjutnya adalah menyaring hasil tersebut untuk memastikan bahwa hanya makanan yang benar-benar sesuai yang direkomendasikan. Proses ini dikenal sebagai *filtering*, yang berperan penting dalam menyempurnakan hasil akhir rekomendasi.

Filtering dalam sistem ini tidak hanya bertujuan untuk mengecualikan makanan yang tidak relevan atau tidak sesuai kondisi pengguna, tetapi juga untuk memberi bobot dan menyusun urutan prioritas rekomendasi berdasarkan tingkat kesesuaian nutrisi. Dengan kata lain, filtering berfungsi sebagai mekanisme evaluatif untuk memisahkan makanan yang layak konsumsi dari yang sebaiknya dihindari, sekaligus menampilkan pilihan terbaik di urutan teratas.

Dalam implementasinya, proses *filtering* dilakukan melalui dua tahap utama:

1. *Negative Filtering (Blacklist)*

Salah satu aspek penting dalam penyaringan hasil rekomendasi adalah proses *negative filtering*, atau yang lebih dikenal sebagai daftar hitam (*blacklist*). Tahapan ini dirancang untuk mengeliminasi makanan yang dianggap tidak sesuai dengan prinsip gizi seimbang, baik karena alasan kesehatan, relevansi konsumsi harian, maupun nilai nutrisi yang rendah. Proses ini memastikan bahwa sistem tidak merekomendasikan makanan yang meskipun secara kandungan nutrisi mungkin memenuhi kebutuhan tertentu, namun tidak layak dikonsumsi secara rutin atau berpotensi berdampak negatif terhadap kesehatan.

Secara teknis, setiap nama makanan yang dihasilkan dari proses reasoning akan diperiksa terhadap daftar kata kunci yang termasuk dalam *blacklist*, seperti “minyak goreng”, “gula pasir”, “kerupuk”, dan sejenisnya. Jika ditemukan kecocokan kata dalam nama makanan dengan entri *blacklist*, maka makanan tersebut secara otomatis dikeluarkan dari daftar calon rekomendasi, tanpa mempertimbangkan kandungan nutrisi yang mungkin dimilikinya.

Tujuan utama dari mekanisme ini adalah untuk menjaga integritas dan kualitas rekomendasi, dengan menghindari makanan yang:

- a. Memiliki kandungan tinggi gula sederhana atau lemak jenuh berlebih,
- b. Tidak memiliki kontribusi gizi signifikan,
- c. Merupakan bahan tambahan atau pelengkap yang bukan merupakan sumber utama nutrisi (contoh: minyak goreng sebagai lemak, bukan makanan utama)

Dengan penerapan *negative filtering*, sistem dapat lebih selektif dan bertanggung jawab dalam memberikan rekomendasi makanan yang tidak hanya memenuhi kebutuhan gizi secara kuantitatif, tetapi juga sesuai dengan prinsip konsumsi sehat dan berkelanjutan dalam kehidupan sehari-hari.

2. *Positive Filtering* (Skoring)

Setelah proses *negative filtering* diterapkan untuk mengecualikan makanan yang tidak sesuai, tahap selanjutnya adalah *positive filtering*, yaitu proses penilaian kualitas dan relevansi makanan dalam memenuhi kebutuhan nutrisi tertentu. Tahapan ini bertujuan untuk mengidentifikasi makanan terbaik dari segi kandungan gizi dan kesesuaiannya dengan sumber makanan sehat, sehingga dapat disusun prioritas rekomendasi berdasarkan skor relevansi.

Setiap makanan yang lolos dari daftar *blacklist* akan dievaluasi berdasarkan dua indikator utama, yaitu kecocokan nama dengan jenis makanan bergizi sesuai nutrisi target dan status kesehatannya. Sistem menerapkan pendekatan berbasis kamus (*dictionary-based matching*) dengan struktur data bernama **nutrient_groups**, yang berisi daftar kata kunci nama bahan makanan yang umum dikenal sebagai sumber utama nutrisi tertentu. Contoh isi **nutrient_groups** adalah sebagai berikut:

- a. *Protein* (g) : [“ikan”, “ayam”, “daging”, “tahu”, “tempe”, “kacang”]
- b. *Dietary Fiber* (g) : [“buah”, “sayur”, “biji”]

Jika nama makanan mengandung salah satu kata kunci dalam kelompok nutrisi yang relevan, maka sistem akan menambahkan skor terhadap makanan tersebut. Skor dasar diberikan +2 untuk kecocokan kata kunci, ditambah +1 jika makanan tersebut tidak masuk dalam daftar *blacklist*, sehingga skor maksimum adalah 3. Pendekatan ini memberikan nilai tambahan pada makanan yang secara eksplisit mencerminkan sumber gizi sehat.

Setelah semua kandidat makanan diberi skor, sistem akan melakukan pengurutan rekomendasi berdasarkan dua kriteria utama, yaitu:

- a. Skor relevansi – semakin tinggi skor, semakin prioritas.
- b. Jumlah kandungan nutrisi - semakin besar nilai kuantitatif nutrisi yang dimiliki, semakin baik.

Berdasarkan dua indikator tersebut, sistem akan memilih tiga makanan terbaik untuk setiap nutrisi yang teridentifikasi kekurangan dalam kebutuhan gizi harian pengguna. Dengan cara ini, sistem tidak hanya merekomendasikan makanan yang memenuhi syarat logis dan semantik, tetapi juga

mempertimbangkan kualitas nutrisi dan praktik konsumsi sehat dalam konteks kebutuhan individu.

3. Contoh Skenario

Untuk memperjelas implementasi proses *reasoning* dan *filtering* dalam sistem rekomendasi ini, berikut disajikan sebuah skenario simulasi berdasarkan kebutuhan spesifik pengguna. Misalnya, sistem mendeteksi bahwa pengguna mengalami kekurangan asupan protein (g) berdasarkan data gizi harian yang dimasukkan.

Sebagai langkah awal, mesin inferensi akan menelusuri *knowledge graph* untuk mengidentifikasi node makanan yang memiliki nilai kandungan protein lebih dari nol ($\text{protein} > 0$). Node-node yang memenuhi syarat tersebut akan menjadi kandidat awal dalam proses penyaringan lanjutan.

Selanjutnya, sistem akan menerapkan mekanisme *positive filtering*, yaitu menilai nama makanan berdasarkan kemiripannya dengan kata kunci dari kelompok sumber protein, seperti "tahu", "tempe", "telur", "ikan", atau "ayam", sebagaimana didefinisikan dalam *nutrient groups*. Makanan dengan nama seperti "*Tahu Goreng*", "*Telur Rebus*", dan "*Ayam Bakar*" akan memperoleh skor tinggi karena memiliki kemiripan langsung dengan kata kunci tersebut, sehingga masuk dalam daftar prioritas rekomendasi.

Di sisi lain, makanan seperti "*Permen Cokelat*" atau "*Kerupuk Udang*" meskipun mungkin mengandung protein dalam jumlah kecil, akan dikeluarkan secara otomatis melalui proses *blacklist*, karena nama makanan tersebut mengandung kata yang telah didefinisikan sebagai tidak sesuai untuk konsumsi gizi utama—misalnya karena tinggi gula, lemak jenuh, atau merupakan camilan rendah nutrisi.

Skenario ini menunjukkan bagaimana sistem bekerja secara terstruktur dan berlapis, mulai dari identifikasi kandungan nutrisi, pemrosesan semantik terhadap nama makanan, hingga penyaringan logis berdasarkan daftar makanan sehat dan tidak sehat. Dengan pendekatan ini, sistem tidak hanya memberikan hasil berdasarkan data numerik, tetapi juga mempertimbangkan konteks konsumsi yang relevan secara gizi dan budaya

4. Tujuan *Filtering*

Filtering dalam sistem rekomendasi makanan berbasis *knowledge graph* memiliki peran strategis sebagai mekanisme penyempurna hasil *reasoning*, guna memastikan bahwa makanan yang direkomendasikan tidak hanya sesuai secara logis berdasarkan struktur graf, tetapi juga layak konsumsi, sehat, dan relevan dengan kebutuhan gizi pengguna. Tujuan utama dari proses ini adalah untuk mengeliminasi makanan yang tidak sesuai serta memberi penilaian terhadap makanan yang paling relevan dan bernilai gizi tinggi, sehingga sistem dapat menghasilkan rekomendasi yang kontekstual, rasional, dan dapat diterapkan dalam kehidupan nyata.

Tabel 4.1 adalah penjabaran aspek-aspek utama dalam *filtering* yang mendukung pencapaian tujuan tersebut:

Tabel 4. 1 Aspek Utama *Filtering*

Aspek	Penjelasan
Tujuan	Menyaring makanan tidak sehat dan memberi prioritas pada makanan bergizi.
<i>Blacklist</i>	Mencegah makanan seperti permen, kerupuk, gula, minyak, dll.
Skoring	Mengukur relevansi makanan dengan kebutuhan nutrisi berdasarkan <i>keyword</i> .
Rekomendasi	Diurutkan berdasarkan skor dan jumlah nutrisi, lalu diambil 3 teratas.

4.2 ANALISIS PENELITIAN

4.2.1 Evaluasi

Setelah proses pembangunan sistem dan *filtering* selesai, tahap selanjutnya adalah melakukan pengujian fungsional dan akurasi untuk menilai sejauh mana sistem mampu menjalankan tugas utamanya dalam memberikan rekomendasi makanan yang sesuai dengan kebutuhan nutrisi pengguna. Pengujian ini dirancang untuk mengevaluasi kinerja logika inferensi, akurasi klasifikasi, serta relevansi

hasil rekomendasi, baik dari sisi kualitas data maupun implementasi reasoning berbasis *knowledge graph* dan *forward chaining*.

Pengujian dilakukan secara bertahap dengan pendekatan eksperimental melalui beberapa skenario, yang melibatkan penggunaan dataset uji, pencocokan hasil sistem terhadap label yang diharapkan (*ground truth*), serta pengukuran performa melalui metrik akurasi dan cakupan nutrisi. Beberapa metode tambahan, seperti logika *fuzzy* juga digunakan untuk menangani klasifikasi status gizi berbasis nilai BMI secara lebih fleksibel.

Secara umum, pengujian ini mencakup lima komponen utama berikut:

1. Evaluasi *Fuzzy Logic* untuk Status Gizi (BMI)

Pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi akurasi sistem dalam mengklasifikasikan status gizi individu berdasarkan nilai *Body Mass Index* (BMI) menggunakan pendekatan logika *fuzzy* (*fuzzy logic*). Metode *fuzzy* dipilih karena memiliki keunggulan dalam menangani ambiguitas nilai BMI, terutama ketika nilai tersebut berada pada batas transisi antar kategori gizi. Kategori status gizi yang diuji dalam konteks ini meliputi: Kurus Berat, Kurus, Normal, *Overweight*, Gemuk, dan Sangat Gemuk, sesuai dengan adaptasi dari standar klasifikasi WHO-Asia.

Pengujian dilakukan melalui serangkaian tahapan berikut:

- a. Penyusunan Dataset Uji

Sebuah dataset sederhana disusun yang terdiri dari 6 entri pengujian, masing-masing berisi nilai BMI dan label status gizi yang diharapkan (*Expected*) berdasarkan klasifikasi manual yang sesuai dengan standar WHO untuk wilayah Asia.

- b. Penerapan Fungsi *Fuzzy*

Sistem menggunakan fungsi *fuzzy* `fuzzy_status_gizi(bmi)` yang telah dirancang untuk melakukan pemetaan nilai BMI ke dalam status gizi yang sesuai secara otomatis (*Predicted*). Fungsi ini memanfaatkan pembagian rentang nilai BMI ke dalam himpunan *fuzzy* yang lebih halus dibanding metode konvensional.

c. Evaluasi Hasil Klasifikasi

Proses evaluasi dilakukan dengan cara membandingkan hasil prediksi sistem (*Predicted*) dengan label referensi (*Expected*). Apabila hasil klasifikasi sistem sesuai dengan label *ground truth*, maka dianggap valid.

Berikut adalah aturan *fuzzy logic* yang digunakan untuk mendefinisikan rentang status gizi berdasarkan nilai BMI:

- 1) $BMI < 17.0 \rightarrow$ Kurus Berat
- 2) $17.0 \leq BMI < 18.5 \rightarrow$ Kurus
- 3) $18.5 \leq BMI < 23.0 \rightarrow$ Normal
- 4) $23.0 \leq BMI < 25.0 \rightarrow$ *Overweight*
- 5) $25.0 \leq BMI < 30.0 \rightarrow$ Gemuk
- 6) $BMI \geq 30.0 \rightarrow$ Sangat Gemuk

Hasil klasifikasi *fuzzy logic* terhadap enam data uji disajikan pada Tabel 4.2:

Tabel 4. 2 Hasil Klasifikasi *Fuzzy Logic*

BMI	Status Gizi (<i>Expected</i>)	Status Gizi (<i>Predicted</i>)
16.5	Kurus Berat	Kurus Berat
17.8	Kurus	Kurus
20.2	Normal	Normal
23.5	<i>Overweight</i>	<i>Overweight</i>
27.0	Gemuk	Gemuk
32.1	Sangat Gemuk	Sangat Gemuk

Seluruh prediksi yang dihasilkan oleh sistem sepenuhnya sesuai dengan status yang diharapkan. Dengan demikian, tingkat akurasi sistem mencapai 1.0 (100%), dihitung menggunakan rumus akurasi umum:

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ Prediksi\ Benar}{Total\ Data} = \frac{6}{6} = 1.0 \quad (4)$$

Hasil pengujian menunjukkan bahwa pendekatan *fuzzy logic* dalam klasifikasi status gizi berdasarkan BMI terbukti sangat efektif dan memiliki tingkat keakuratan tinggi. Keberhasilan klasifikasi pada seluruh data uji mengindikasikan bahwa sistem mampu menginterpretasikan

variasi nilai BMI secara fleksibel dan presisi, menjadikannya komponen yang andal dalam proses personalisasi rekomendasi makanan berbasis kebutuhan gizi. Pendekatan *fuzzy* ini juga terbukti unggul dalam menangani kontinum nilai BMI yang tidak selalu bisa diklasifikasikan secara tegas oleh metode konvensional.

2. Uji Akurasi Mekanisme *Forward Chaining*

Pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja dan ketepatan mekanisme inferensi *forward chaining* dalam menghasilkan rekomendasi makanan yang sesuai dengan kebutuhan nutrisi pengguna, berdasarkan struktur dan relasi dalam *knowledge graph*. Fokus utama pengujian adalah menilai sejauh mana sistem dapat mengidentifikasi makanan yang secara valid mengandung nutrisi yang diperlukan, serta mengevaluasi konsistensi relasi *has_nutrient* dalam *graph* terhadap hasil rekomendasi.

Dalam sistem ini, metode *forward chaining* diimplementasikan untuk melakukan penelusuran logis dari kondisi awal (kebutuhan nutrisi) menuju simpulan (makanan yang layak direkomendasikan). Proses inferensinya melibatkan tahapan sebagai berikut:

- a. Menelusuri node makanan (*Food*) yang belum dikonsumsi pengguna.
- b. Memeriksa apakah node tersebut memiliki relasi langsung *has_nutrient* ke node nutrisi yang sedang dibutuhkan, seperti *Protein* (g) dan *Fat* (g).
- c. Menerapkan sistem skoring untuk memprioritaskan makanan dengan kandungan nutrisi tinggi dan nilai kesehatan baik.
- d. Mengambil beberapa hasil terbaik (top-N) sebagai rekomendasi akhir.

Untuk mengukur keakuratan metode *forward chaining*, dilakukan eksperimen sederhana dengan langkah-langkah berikut:

- a. Penentuan Nutrien Target

Dua nutrisi utama ditetapkan sebagai parameter pengujian, yaitu:

- 1) *Protein* (g)
- 2) *Fat* (g)

- b. Penetapan Rekomendasi Awal oleh Sistem

Sistem menghasilkan tiga makanan untuk setiap nutrien berdasarkan inferensi *forward chaining*:

- 1) Protein (g): "daging ayam", "daging ayam goreng", "hati ayam"
- 2) Fat (g): "kacang telur", "daging telur", "getuk tiwul"

c. Validasi Kebenaran Relasi

Setiap makanan hasil rekomendasi diperiksa validitasnya melalui dua kriteria:

- 1) Tersambung ke nutrien terkait dalam graph, melalui edge `has_nutrient`
- 2) Memiliki nilai nutrisi > 0 untuk nutrien yang dimaksud

d. Perhitungan Akurasi

Akurasi dihitung dengan membandingkan jumlah makanan yang valid terhadap total rekomendasi menggunakan rumus:

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ Makanan\ Valid}{Total\ Rekomendasi} \quad (5)$$

Keterangan :

Jumlah Valid : Banyaknya makanan yang benar-benar memiliki relasi `has_nutrient` ke nutrien tersebut di dalam *knowledge graph*.

Total Rekomendasi : Jumlah total makanan yang direkomendasikan oleh sistem untuk masing-masing nutrien.

Akurasi : Dihitung dari rasio valid/total, menunjukkan ketepatan *forward chaining* dalam memilih makanan yang sesuai kebutuhan.

Hasil Pengujiannya dijabarkan pada tabel 4.3 berikut.

Tabel 4. 3 Hasil Pengujian

Nutrien	Rekomendasi Makanan	Jumlah Valid	Total Rekomendasi	Akurasi
Protein (g)	daging ayam, daging ayam goreng, hati ayam	3	3	100% (1.00)
Fat (g)	kacang telur, daging telur, getuk tiwul	3	3	100% (1.00)

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4.3, mekanisme *forward chaining* yang diimplementasikan dalam sistem berhasil menunjukkan akurasi 100% dalam mengidentifikasi makanan yang relevan dengan kebutuhan nutrisi yang ditargetkan. Hasil ini menunjukkan bahwa struktur knowledge graph telah berhasil merepresentasikan hubungan semantik antar entitas dengan baik, dan proses inferensinya mampu menyaring serta merekomendasikan makanan yang berkualitas dan sesuai konteks.

Dengan demikian, pendekatan berbasis forward chaining tidak hanya valid dari sisi teknis, tetapi juga layak digunakan dalam skenario nyata untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis nutrisi secara personalisasi.

3. Perbandingan Nutrisi Konsumsi vs Kebutuhan

Pengujian ini dilakukan untuk menilai efektivitas sistem dalam memantau dan mengevaluasi kecukupan asupan nutrisi harian pengguna. Tujuan utama dari pengujian ini adalah mengidentifikasi apakah makanan yang telah dikonsumsi oleh pengguna sudah memenuhi standar kebutuhan gizi yang dihitung berdasarkan status fisiologis (*Body Mass Index/BMI*) dan tingkat aktivitas harian.

a. Penetapan Nilai Kebutuhan Gizi

Sebagai tahap awal, sistem menetapkan nilai kebutuhan nutrisi harian pengguna (disebut *required*) berdasarkan total energi sebesar 8.400 kJ, dengan parameter nutrisi utama sebagai berikut:

- 1) *Energy* (kJ) : 8400
- 2) *Protein* (g) : 60
- 3) *Carbohydrates* (g) : 300
- 4) *Fat* (g) : 70
- 5) *Dietary Fiber* (g) : 30

Nilai-nilai ini dirumuskan berdasarkan rekomendasi umum kebutuhan gizi dewasa yang disesuaikan dengan karakteristik pengguna.

b. Rekapitulasi Konsumsi Aktual

Selanjutnya, dilakukan proses penghitungan total nutrien yang telah dikonsumsi oleh pengguna (*consumed*) dengan menjumlahkan nilai gizi dari seluruh makanan yang telah tercatat sebagai konsumsi hariannya. Hasil akumulasi yang diperoleh adalah sebagai berikut:

- 1) *Energy* (kJ) : 7200
- 2) *Protein* (g) : 55
- 3) *Carbohydrates* (g) : 280
- 4) *Fat* (g) : 60
- 5) *Dietary Fiber* (g) : 20

c. Evaluasi Tingkat Pemenuhan Nutrisi

Sistem secara otomatis membandingkan antara nilai konsumsi aktual dan kebutuhan yang ditetapkan untuk masing-masing jenis nutrien. Persentase pemenuhan dihitung dengan menggunakan formula:

$$\text{Presentase Pemenuhan} = \frac{\text{Jumlah Konsumsi}}{\text{Kebutuhan Harian}} \times 100\% \quad (6)$$

Hasil perhitungan persentase ini kemudian diklasifikasikan ke dalam tiga kategori status sebagai berikut:

- 1) *Deficit*: jika persentase < 95% → menunjukkan asupan belum mencukupi.
- 2) *Exact*: jika persentase berada dalam rentang 95%–105% → menunjukkan asupan ideal.
- 3) *Surplus*: jika persentase > 105% → menunjukkan kelebihan konsumsi dari batas wajar.

d. Hasil Evaluasi dan Analisis

Berikut merupakan hasil pengujian yang diperoleh dari sistem pada tabel 4.4:

Tabel 4. 4 Hasil Evaluasi

Nutrien	Konsumsi (%)	Status
<i>Energy</i> (kJ)	85.71	<i>Deficit</i>
<i>Protein</i> (g)	91.67	<i>Deficit</i>

<i>Carbohydrates</i> (g)	93.33	<i>Deficit</i>
<i>Fat</i> (g)	85.71	<i>Deficit</i>
<i>Dietary Fiber</i> (g)	66.67	<i>Deficit</i>

Tabel 4.4 menunjukkan bahwa seluruh jenis nutrisi berada dalam kondisi *Deficit*, di mana asupan aktual belum mencapai 95% dari kebutuhan yang disarankan. Meskipun energi, protein, dan karbohidrat hanya mengalami defisit dalam kisaran moderat, kekurangan yang paling signifikan terjadi pada serat pangan (*Dietary Fiber*), yang hanya mencapai 66,67% dari kebutuhan harian. Hal ini dapat memberikan dampak terhadap metabolisme dan pencernaan jika tidak segera diimbangi.

4. Perbandingan Klasifikasi *Fuzzy* dan *Non-Fuzzy*

Pengujian ini dirancang untuk mengukur dan membandingkan performa dua pendekatan klasifikasi status gizi—yakni metode *Fuzzy Logic* dan metode konvensional (*non-fuzzy*)—dalam menginterpretasikan nilai *Body Mass Index* (BMI) pengguna. Evaluasi ini memiliki peran penting dalam menilai tingkat sensitivitas dan akurasi masing-masing pendekatan dalam mengelompokkan status gizi ke dalam kategori yang tepat.

a. Dataset Uji

Sebagai dasar evaluasi, digunakan 7 sampel data dengan nilai BMI yang bervariasi. Setiap data dilengkapi dengan label referensi status gizi (*ground truth*) yang ditetapkan berdasarkan kriteria klasifikasi resmi (WHO-Asia), yang mencakup kategori: Kurus Berat, Kurus, Normal, *Overweight*, Gemuk, dan Sangat Gemuk.

b. Pendekatan Klasifikasi dengan *Fuzzy Logic*

Metode *fuzzy logic* menerapkan pendekatan klasifikasi berbasis rentang nilai bertingkat (*gradual classification*), yang memungkinkan penanganan ambiguitas pada nilai-nilai BMI yang berada di batas antar kategori. Klasifikasi dilakukan berdasarkan pembagian rentang nilai sebagai berikut:

- 1) $BMI < 17.0 \rightarrow$ Kurus Berat
- 2) $17.0 \leq BMI < 18.5 \rightarrow$ Kurus

- 3) $18.5 \leq \text{BMI} < 23.0 \rightarrow \text{Normal}$
- 4) $23.0 \leq \text{BMI} < 25.0 \rightarrow \text{Overweight}$
- 5) $25.0 \leq \text{BMI} < 30.0 \rightarrow \text{Gemuk}$
- 6) $\text{BMI} \geq 30.0 \rightarrow \text{Sangat Gemuk}$

Keunggulan pendekatan *fuzzy* terletak pada fleksibilitasnya dalam menangani transisi antar kategori, sehingga lebih mencerminkan kompleksitas kondisi fisiologis individu secara alami, yang tidak selalu dapat digambarkan secara biner.

c. Pendekatan Klasifikasi *Non-Fuzzy* (Konvensional)

Sebaliknya, metode konvensional (*non-fuzzy*) mengklasifikasikan status gizi dengan membagi nilai BMI ke dalam rentang yang bersifat diskret dan lebih sederhana, yaitu:

- 1) $\text{BMI} < 18.5 \rightarrow \text{Kurus}$
- 2) $18.5 \leq \text{BMI} < 25.0 \rightarrow \text{Normal}$
- 3) $25.0 \leq \text{BMI} < 30.0 \rightarrow \text{Gemuk}$
- 4) $\text{BMI} \geq 30.0 \rightarrow \text{Sangat Gemuk}$

Meskipun metode ini lebih mudah diimplementasikan, namun ia tidak membedakan antara kondisi seperti Kurus Berat dan Kurus, serta antara *Overweight* dan Gemuk, sehingga berpotensi menghasilkan klasifikasi yang kurang presisi, terutama pada nilai BMI yang berada dekat dengan batas klasifikasi.

d. Hasil Evaluasi dan Perbandingan

Hasil pengujian dari kedua metode terhadap 7 data uji disajikan dalam tabel 4.5 berikut:

Tabel 4. 5 Perbandingan Pengujian Klasifikasi Fuzzy dan Non-Fuzzy

BMI	<i>Ground Truth</i>	<i>Fuzzy</i>	<i>Non-Fuzzy</i>	Perbedaan
16.2	Kurus Berat	Kurus Berat	Kurus	Benar
17.5	Kurus	Kurus	Kurus	Salah
18.8	Normal	Normal	Normal	Salah
22.9	Normal	Normal	Normal	Salah

24.8	<i>Overweight</i>	<i>Overweight</i>	Normal	Benar
27.5	Gemuk	Gemuk	Gemuk	Salah
32.0	Sangat Gemuk	Sangat Gemuk	Sangat Gemuk	Salah

Dari hasil pengujian di atas dapat disimpulkan bahwa *Fuzzy Logic* berhasil memberikan klasifikasi yang sepenuhnya sesuai dengan label *ground truth* pada seluruh data uji, menghasilkan akurasi 100%. Sementara itu, *Non-Fuzzy* mengalami ketidaksesuaian pada satu data, yaitu pada BMI 24.8, di mana sistem *non-fuzzy* masih mengklasifikasikan sebagai "Normal" sementara *ground truth* dan *fuzzy* menyatakan "*Overweight*". Hal ini menurunkan akurasi menjadi 6/7 atau 85.71%.

Hal tersebut menunjukkan bahwa *Fuzzy Logic* berhasil mengklasifikasikan seluruh data dengan tepat sesuai *ground truth*, menunjukkan bahwa pendekatan ini lebih sensitif dan presisi terhadap perbedaan kecil dalam nilai BMI. *Non-Fuzzy* mengalami kesalahan klasifikasi, terutama pada nilai BMI yang mendekati batas antar kategori. Hal ini disebabkan oleh ambiguitas rentang nilai yang tidak ditangani secara fleksibel seperti pada metode *fuzzy*. Dengan demikian, metode *fuzzy logic* lebih sesuai digunakan dalam sistem ini, terutama karena berhubungan dengan interpretasi status gizi manusia yang seringkali bersifat gradual dan tidak biner.

5. Evaluasi *Average Nutrient Coverage* (ANC)

Pengujian *Average Nutrient Coverage* (ANC) dilakukan dengan tujuan untuk menilai efektivitas sistem dalam memenuhi kebutuhan nutrisi harian pengguna melalui rekomendasi makanan. Fokus utama evaluasi ini adalah mengukur sejauh mana tiga rekomendasi makanan teratas (top-3) yang diberikan sistem mampu menutup kekurangan nutrisi yang dialami pengguna. Adapun langkah-langkah yang digunakan dalam pengujian ini antara lain:

a. Simulasi Kebutuhan Nutrien yang Defisit

Sebagai dasar pengujian, sistem diberikan input kebutuhan nutrisi yang sedang mengalami defisit, seperti:

- 1) Protein : 25 gram
- 2) *Dietary Fiber* : 20 gram
- 3) *Carbohydrates* : 200 gram
- 4) *Fat* : 50 gram
- 5) *Energy* : 8500 kJ

Nilai tersebut merepresentasikan kekurangan nutrisi harian yang perlu dipenuhi melalui rekomendasi makanan yang optimal dan relevan.

b. Proses Inferensi Rekomendasi melalui *Forward Chaining*

Selanjutnya, sistem mengaktifkan mekanisme forward chaining untuk mengidentifikasi kandidat makanan yang paling sesuai dalam mengatasi defisit tersebut. Proses pencarian melibatkan beberapa kriteria seleksi, yakni:

- 1) Nilai nutrisi yang dimiliki melalui relasi *has_nutrient* dalam *knowledge graph*
- 2) skor kesehatan makanan melalui atribut *is_healthy*
- 3) Pencocokan kata kunci nutrisi (misalnya kata kunci "ikan" untuk sumber protein)

Dari hasil pencarian tersebut, sistem kemudian menyortir daftar makanan berdasarkan skor kesehatan dan nilai nutrisi, lalu memilih tiga teratas untuk masing-masing nutrisi sebagai rekomendasi akhir.

c. Metodologi Perhitungan Cakupan Nutrien

Untuk setiap nutrisi yang diuji, sistem menghitung persentase cakupan kebutuhan (*coverage*) berdasarkan akumulasi kandungan nutrisi dari tiga makanan yang direkomendasikan. Rumus yang digunakan adalah:

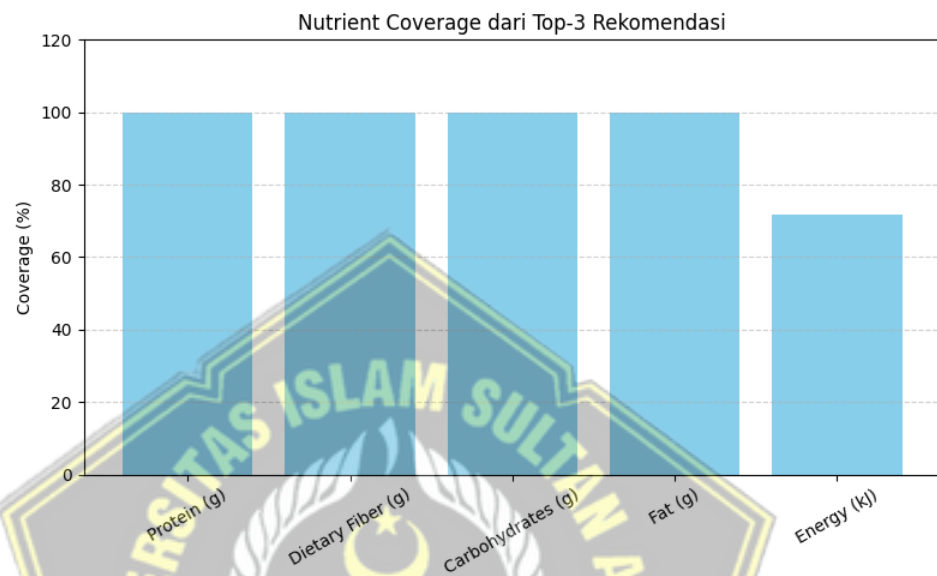
$$Coverage (\%) = \left(\frac{Total\ nutrisi\ dari\ rekomendasi}{Kebutuhan\ nutrisi} \right) \times 100\% \quad (7)$$

Nilai *coverage* menunjukkan seberapa besar kontribusi rekomendasi makanan dalam memenuhi kebutuhan nutrisi yang belum tercapai.

d. Hasil Evaluasi

Untuk memperkuat hasil analisis kuantitatif terhadap efektivitas sistem dalam memberikan rekomendasi makanan yang relevan dan bergizi, visualisasi data digunakan sebagai alat bantu dalam

menyampaikan sejauh mana sistem dapat memenuhi kebutuhan nutrisi harian. Visualisasi ini berperan penting dalam memperjelas capaian kinerja sistem serta memperlihatkan sebaran kontribusi dari masing-masing jenis nutrisi yang dianalisis.



Gambar 4. 3 Grafik Nutrient Coverage

Gambar 4.2 merupakan diagram batang yang menggambarkan tingkat *Nutrient Coverage* dari tiga makanan teratas (Top-3 Recommendations) yang dihasilkan sistem untuk lima kategori nutrisi penting, yaitu: Protein, Dietary Fiber, Carbohydrates, Fat, dan Energy. Sumbu horizontal menunjukkan jenis nutrisi, sedangkan sumbu vertikal menyatakan persentase cakupan terhadap kebutuhan nutrisi harian.

Berdasarkan grafik yang ditampilkan, diperoleh hasil sebagai tabel 4.6:

Tabel 4. 6 Hasil Evaluasi

Nutrien	Persentase Terpenuhi
Protein (g)	100%
Dietary Fiber (g)	100%
Carbohydrates (g)	100%
Fat (g)	100%
Energy (kJ)	71.66%

Rata-rata akurasi nutrien: 94.33%

Dari tabel 4.6 dapat dilihat bahwa sistem berhasil memenuhi empat dari lima nutrien secara optimal (100%), yaitu protein, serat, karbohidrat, dan lemak. Sementara itu, kebutuhan energi hanya terpenuhi sebesar 71.66%, yang kemungkinan disebabkan oleh keterbatasan pilihan makanan tinggi energi yang tetap masuk dalam kriteria *is_healthy*. Secara keseluruhan, rata-rata cakupan nutrien mencapai 94.33%, yang menunjukkan tingkat efektivitas sistem yang tinggi dalam menyusun rekomendasi gizi yang sesuai.

e. Kesimpulan

Hasil pengujian *Average Nutrient Coverage* menunjukkan bahwa sistem rekomendasi makanan yang dibangun dengan pendekatan knowledge graph dan inferensi forward chaining terbukti mampu menghasilkan rekomendasi yang akurat, relevan, dan bernilai nutrisi tinggi. Dengan tingkat cakupan rata-rata di atas 90%, sistem ini menunjukkan potensi yang kuat dalam membantu pengguna mencapai keseimbangan nutrisi harian secara efisien. Evaluasi ini juga memperkuat validitas arsitektur sistem dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data untuk pemenuhan gizi harian secara individual dan adaptif.

6. Evaluasi *Precision* dan *Recall*

Tujuan dari Evaluasi ini ialah untuk mengukur akurasi sistem dalam memberikan rekomendasi makanan yang relevan berdasarkan kebutuhan nutrisi penggunanya. Melalui dua metrik utama yaitu: *Precision* dan *Recall*, dimana pengujian dilakukan pada lima jenis nutrisi penting, yaitu Protein, Dietary Fiber, Carbohydrates, Fat, dan Energy. Dimana *Precision* digunakan untuk mengukur akurasi rekomendasi makanan yang relevan dengan kebutuhan, sedangkan *Recall* digunakan untuk mengukur sejauh mana rekomendasi makanan dalam memenuhi kebutuhan nutrisi.

a. Metode Evaluasi

Fungsi yang digunakan dalam melakukan evaluasi ialah `evaluate_precision_recall()` terdapat tiga parameter, yaitu:

- *graph* : *knowledge graph* yang berisi relasi antara makanan dan nutrisi.
- *Recommendations* : hasil rekomendasi makanan oleh sistem untuk masing – masing nutrisi.
- *needed_nutrients* : kebutuhan nutrisi harian yang masih belum tercukupi.

Setiap rekomendasi makanan akan diperiksa apakah sudah sesuai dengan kandungan nutrisi yang dibutuhkan berdasarkan relasi *has_nutrient* pada graf. Setelah itu akan dihitung:

- *True Positive* : menunjukkan jumlah makanan yang mengandung nutrisi dibutuhkan dengan benar.
- *Total Predicted* : jumlah makanan yang direkomendasikan untuk nutrisi yang dibutuhkan.
- *Total Contributed* : jumlah nilai nutrisi yang berhasil diberikan oleh ketiga makanan yang telah direkomendasikan

b. Rumus Perhitungan

- Rumus *Precision*:

$$Precision = \left(\frac{True\ Positive}{Total\ Predicted} \right) \quad (8)$$

- Rumus *Recall* :

$$Recall = \left(\frac{Total\ Contributed}{Kebutuhan\ Nutrisi} \right) \quad (9)$$

Jika total yang dibutuhkan nol maka nilai *recall* akan dianggap nol. Nilai *recall* dibatasi maksimal 1.0 (100%) agar proporsional dengan kebutuhan aktual.

c. Hasil Evaluasi

Berdasarkan evaluasi yang telah dilakukan hasil menunjukkan evaluasi *precision* dan *recall* pada tabel 4.7 :

Tabel 4. 7 Hasil Evaluasi *Precision* dan *Recall*

Nutrien	Precision	Recall
---------	-----------	--------

Protein (g)	1.00	1.00
Dietary Fiber (g)	1.00	1.00
Carbohydrates (g)	1.00	1.00
Fat (g)	1.00	1.00
Energy (kJ)	1.00	0.72

Berdasarkan tabel 4.7 hasil evaluasi *Precision* dan *Recall*, menunjukkan bahwa empat nutri yaitu protein, serat, karbohidrat, dan lemak memiliki precision dan recall yang sempurna yaitu 1.00. Namun, hasil recall dari energi hanya mencapai 0.72, sehingga hal ini menunjukkan bahwa meskipun makanan yang direkomendasikan sudah relevan namun jumlah energi yang dikandung belum mencukupi kebutuhan total. Gambaran umum dari kinerja distem ini dihitung berdasarkan nilai rata – rata sehingga menghasilkan:

- *Macro Average Precision* : 1.00
- *Macro Average Recall* : 0.94

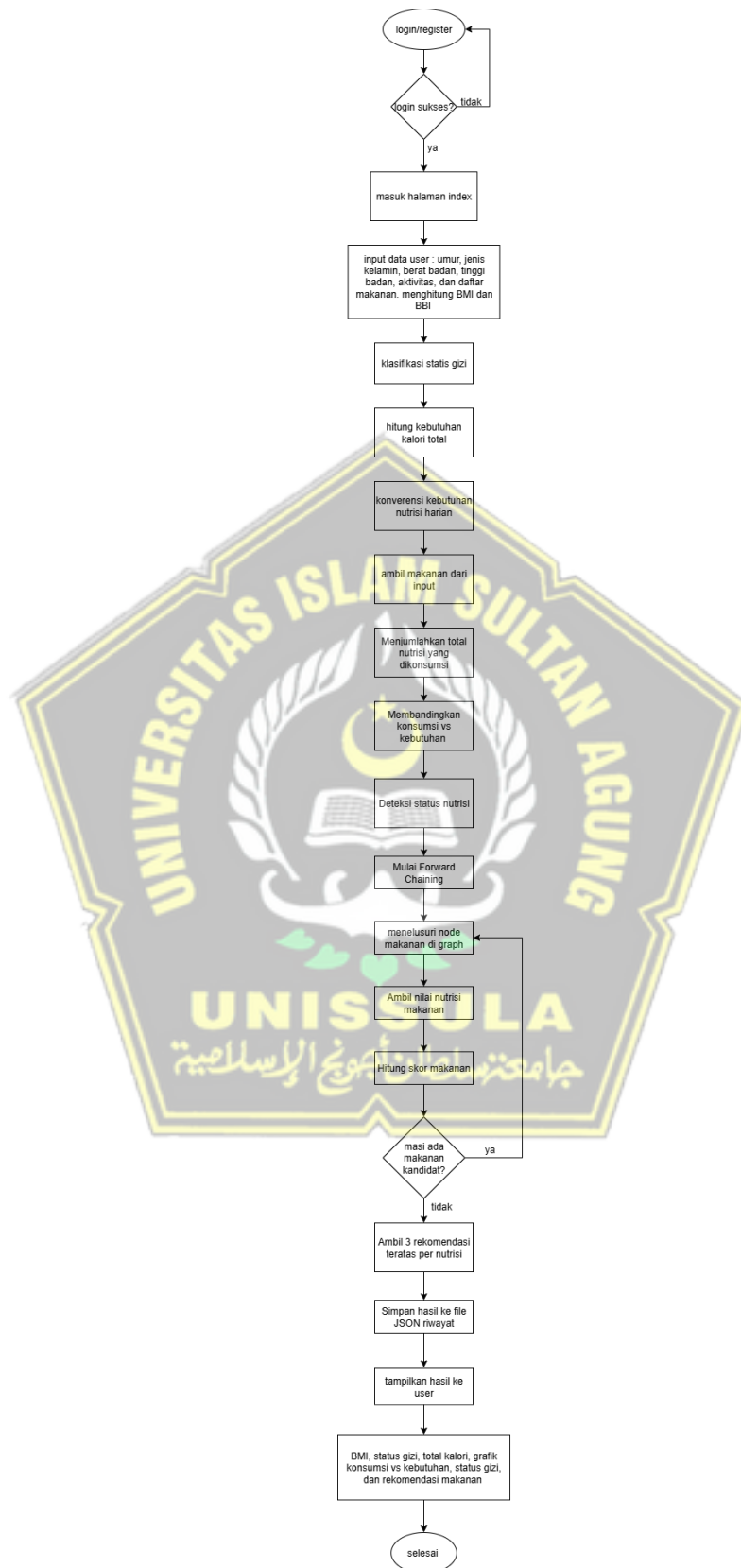
d. Kesimpulan

Berdasarkan evaluasi *Precision* dan *Recall* menunjukkan bahwa sistem rekomendasi memiliki performa yang sangat baik dalam memberikan rekomendasi makanan yang relevan. *Precision* mencapai 100% dimana hal ini menunjukkan tidak adanya kesalahan prediksi, sedangkan *recall* sebesar 94% mencerminkan efektivitas sistem dalam mencakup kebutuhan nutrisi pengguna secara menyeluruh.

4.2.2 Hasil Implementasi

1. Cara Kerja Sistem Rekomendasi

Tahapan kerja sistem rekomendasi dirancang mulai dari proses input data pengguna, klasifikasi status gizi, evaluasi konsumsi makanan, hingga proses pencarian makanan pengganti berbasis kebutuhan nutrisi. Penjelasan alur sistem secara keseluruhan dapat digambarkan melalui diagram gambar 4.4 berikut:



Gambar 4. 4 Cara Kerja Sistem Rekomendasi

Sistem rekomendasi makanan dalam penelitian ini dirancang secara terstruktur melalui beberapa tahapan komputasi dan inferensi berbasis *knowledge graph* dan *forward chaining* untuk menyesuaikan asupan nutrisi dengan kebutuhan harian pengguna.

a. Autentikasi Awal Pengguna

Proses dimulai dari halaman login/register, di mana pengguna harus melakukan autentikasi. Jika berhasil, pengguna diarahkan ke halaman utama (*index*) sistem.

b. Pengumpulan Data Pribadi dan Riwayat Konsumsi

Pengguna diminta untuk mengisi sejumlah data pribadi seperti usia, jenis kelamin, berat badan, tinggi badan, tingkat aktivitas harian, serta daftar makanan yang telah dikonsumsi.

c. Perhitungan Parameter Gizi Dasar

Sistem secara otomatis menghitung *Berat Badan Ideal (BBI)* dan *Body Mass Index (BMI)* dari input pengguna. Nilai BMI ini digunakan dalam tahap klasifikasi status gizi.

d. Klasifikasi Status Gizi (*Fuzzy Logic*)

Berdasarkan nilai BMI yang dihitung, status gizi pengguna diklasifikasikan menggunakan metode *fuzzy logic*, yang memungkinkan pengkategorian yang lebih fleksibel dan presisi terhadap kondisi fisik pengguna.

e. Estimasi Kebutuhan Energi dan Nutrisi Harian

Sistem menghitung kebutuhan energi total (kalori) berdasarkan parameter fisiologis dan aktivitas pengguna, lalu mengonversinya menjadi kebutuhan nutrisi harian utama seperti protein, karbohidrat, lemak, serat, dan energi (kJ).

f. Analisis Konsumsi Saat Ini

Daftar makanan yang dikonsumsi pengguna akan dievaluasi. Sistem menjumlahkan nilai nutrisi dari makanan tersebut dan membandingkannya dengan kebutuhan nutrisi harian untuk menentukan status pemenuhan: *defisit*, *cukup*, atau *berlebih*.

g. Deteksi Kekurangan Nutrisi

Jika ditemukan nutrisi yang belum tercukupi (berstatus *defisit*), sistem akan memicu mekanisme inferensi menggunakan teknik *forward chaining* untuk mencari makanan pengganti yang sesuai.

h. Proses Inferensi Forward Chaining

Sistem menelusuri node makanan dalam *knowledge graph* yang tidak terdapat dalam daftar konsumsi sebelumnya. Kemudian dilakukan pengecekan terhadap relasi *has_nutrient* untuk memastikan makanan tersebut mengandung nutrisi yang sedang dibutuhkan.

i. Penilaian Kandidat dan Seleksi Rekomendasi

Setiap makanan yang valid akan dihitung skornya menggunakan metode *scoring heuristic*, yaitu berdasarkan kesesuaian kata kunci (*positive filtering*) dan apakah makanan tersebut sehat (tidak termasuk dalam *blacklist*). Skor tertinggi diprioritaskan.

j. Seleksi Final Rekomendasi

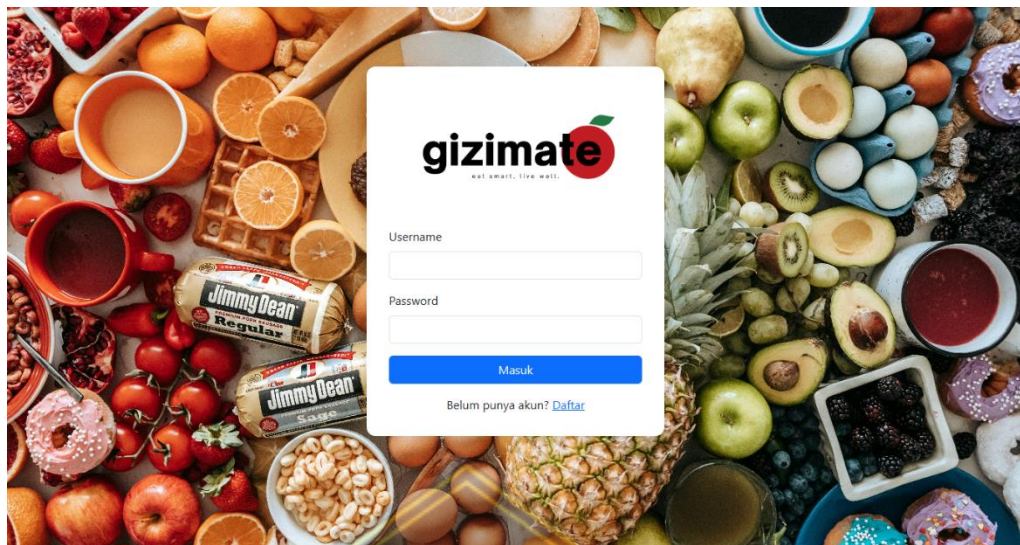
Dari semua kandidat, sistem memilih tiga rekomendasi teratas (*top-3*) untuk setiap nutrisi yang defisit. Rekomendasi ini kemudian disimpan dalam format *JSON* sebagai riwayat konsumsi.

k. Penyajian Hasil ke Pengguna

Sistem menampilkan berbagai hasil evaluasi seperti status BMI, total kalori harian, grafik perbandingan antara konsumsi dan kebutuhan, status gizi, dan daftar rekomendasi makanan baru.

2. Halaman Masuk dan Daftar

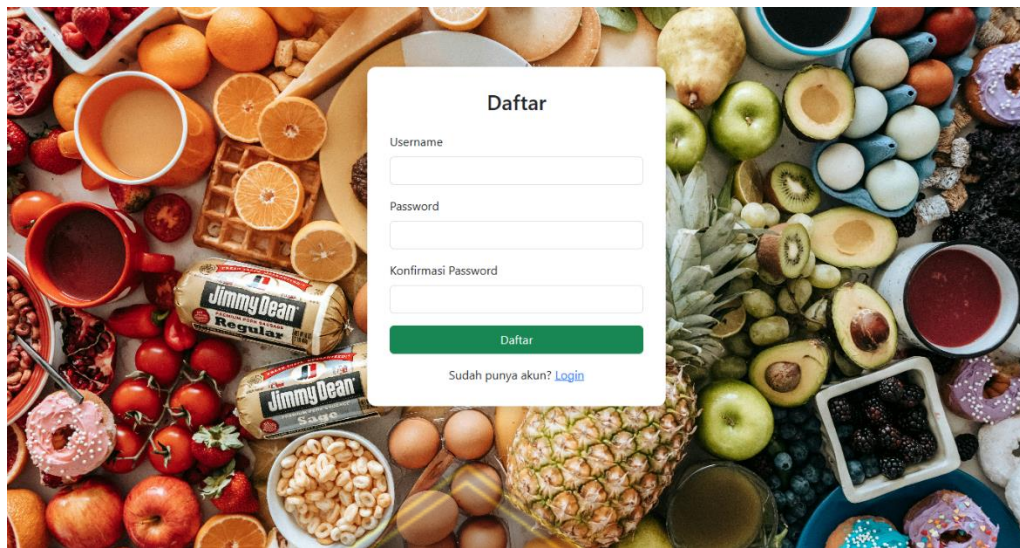
Halaman login merupakan komponen awal dari sistem yang berfungsi sebagai mekanisme autentikasi dan validasi identitas pengguna. Pada tahap ini, pengguna diminta untuk memasukkan *username* dan *password* yang telah terdaftar sebelumnya. Proses login bertujuan untuk memastikan bahwa hanya pengguna yang memiliki akun yang dapat mengakses fitur utama sistem, khususnya yang berkaitan dengan input data personal dan proses rekomendasi gizi.



Gambar 4. 5 Halaman Login

Gambar 4.5 merupakan desain antarmuka login dibuat secara sederhana namun informatif, menampilkan logo sistem Gizimate beserta slogan “*eat smart, live well*” sebagai representasi dari tujuan sistem, yakni membantu pengguna dalam membuat keputusan konsumsi makanan yang cerdas dan berbasis kebutuhan nutrisi. Selain itu, sistem menyediakan opsi “Daftar” bagi pengguna baru yang belum memiliki akun agar dapat mendaftarkan diri dan mulai menggunakan sistem.

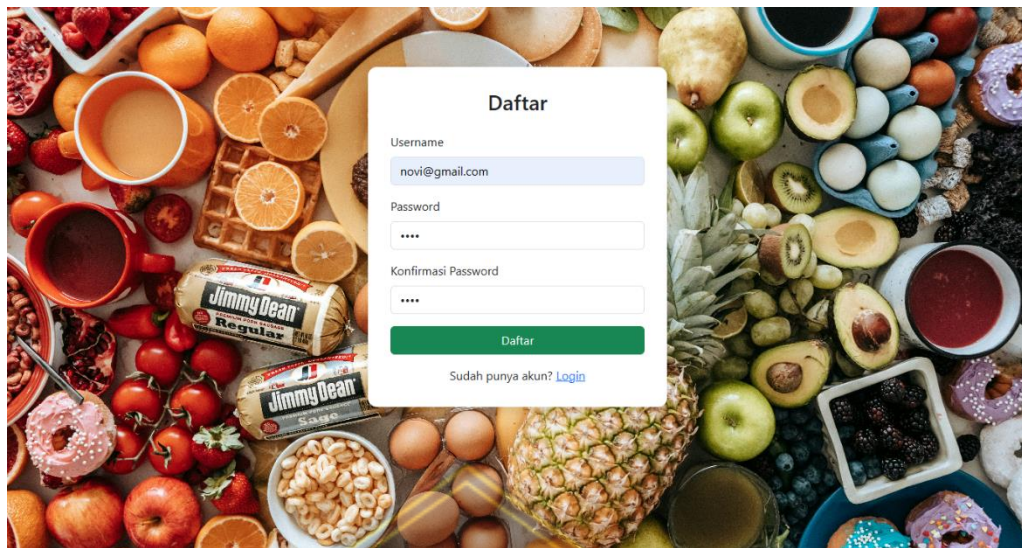
Fungsi halaman ini sangat penting dalam konteks sistem rekomendasi personal, karena data pengguna yang bersifat individual dan privat (seperti usia, jenis kelamin, berat badan, tinggi badan, serta aktivitas fisik harian) akan digunakan sebagai dasar perhitungan kebutuhan gizi. Seluruh proses rekomendasi berbasis *knowledge graph* dan inferensi *forward chaining* hanya dapat dijalankan setelah proses autentikasi berhasil dilakukan.



Gambar 4. 6 Halaman Daftar

Pada Gambar 4.6 merupakan halaman daftar atau *registration page* yang disediakan bagi pengguna baru untuk membuat akun sebelum dapat menggunakan sistem secara penuh. Keberadaan fitur ini sangat penting dalam sistem berbasis personalisasi, karena setiap proses analisis dan rekomendasi gizi yang dilakukan bergantung pada data personal pengguna yang disimpan dan dikelola melalui akun masing-masing.

Pada halaman ini, pengguna diminta untuk mengisi tiga komponen input utama, yaitu *username*, *password*, dan konfirmasi *password*. Sistem akan memverifikasi kesesuaian antara *password* dan konfirmasi *password* untuk memastikan integritas data sebelum penyimpanan. Validasi ini bertujuan untuk menghindari kesalahan *input* dan menjaga keamanan akun pengguna.



Gambar 4. 7 Representasi Pengisian Data Pendaftaran

Gambar 4.7 merupakan representasi visual dari proses pengisian data pada halaman pendaftaran (*register page*) dalam sistem rekomendasi makanan berbasis *knowledge graph* untuk pemenuhan gizi harian menggunakan metode *forward chaining*. Dalam tampilan tersebut, pengguna sedang melakukan proses pendaftaran dengan cara mengisi:

- a. *Username* berupa alamat email: novi@gmail.com
- b. *Password* sebanyak dua kali, yaitu pada kolom *Password* dan *Konfirmasi Password*, sebagai langkah verifikasi dan validasi data sandi agar tidak terjadi kesalahan input.

3. Halaman Utama

Setelah proses registrasi dan autentikasi berhasil dilakukan, pengguna akan diarahkan menuju halaman utama sistem rekomendasi nutrisi harian. Halaman ini berfungsi sebagai titik awal interaksi antara pengguna dan sistem, di mana seluruh informasi dasar yang dibutuhkan untuk proses analisis gizi akan dikumpulkan. Dengan kata lain, halaman ini menjadi fondasi utama dalam mempersonalisasi rekomendasi makanan berbasis kebutuhan nutrisi individual. Berikut penjelasan mengenai komponen-komponen penting pada halaman utama tersebut.

Gambar 4. 8 Halaman Utama

Gambar 4.8 merupakan halaman utama (main interface) dari Sistem Rekomendasi Nutrisi Harian. Halaman ini berfungsi sebagai form input awal yang dirancang untuk mengumpulkan data pribadi pengguna yang relevan guna menghasilkan analisis kebutuhan gizi serta rekomendasi makanan yang sesuai.

Secara fungsional, halaman ini mengintegrasikan beberapa parameter utama yang memengaruhi perhitungan kebutuhan energi dan status gizi, yaitu umur, jenis kelamin, berat badan, tinggi badan, aktivitas fisik, dan makanan yang dikonsumsi. Di bagian bawah, terdapat tombol "Analisis Gizi" yang akan memicu proses komputasi berdasarkan logika sistem yang telah dirancang dalam pencarian makanan pengganti atau tambahan berbasis *knowledge graph*.



gizimate novi@gmail.com Riwayat Logout

Sistem Rekomendasi Nutrisi Harian

Masukkan data Anda dan lihat kebutuhan nutrisi serta saran makanan!

Input Data

Umur (tahun)

22

Jenis Kelamin

Perempuan

Berat Badan (kg)

40

Tinggi Badan (cm)

152

Aktivitas Fisik

Ringan

Makanan yang Dikonsumsi (pisahkan dengan koma)

nasi soto, mie ayam, mie + bakso (6) + kuah, nasi uduk, nastar

Analisis Gizi

Gambar 4. 9 Input Data pada Halaman Utama

Gambar 4.9 merupakan ilustrasi tampilan halaman utama dari sistem *Gizimate*. Tampilan tersebut menunjukkan formulir input data pengguna, yang berfungsi sebagai langkah awal dalam proses personalisasi analisis gizi dan rekomendasi makanan.

Sebagai contoh dalam gambar, pengguna dengan usia 22 tahun, berjenis kelamin perempuan, memiliki berat badan 40 kg dan tinggi badan 152 cm, serta aktivitas fisik kategori “ringan” telah menginputkan daftar konsumsi seperti “nasi soto”, “mie ayam”, “mie + bakso (6) + kuah”, “nasi uduk”, hingga “nastar”. Informasi ini akan menjadi dasar bagi sistem untuk melakukan klasifikasi status gizi, menghitung kebutuhan nutrisi harian, menganalisis konsumsi aktual, dan memberikan rekomendasi makanan berbasis *knowledge graph*.

Dengan demikian, gambar ini menggambarkan proses awal yang krusial untuk menginisiasi mekanisme *forward chaining* dalam pencarian makanan

pengganti atau pelengkap guna mengatasi defisit gizi harian secara tepat dan personal.

4. Hasil Rekomendasi

Sebagai bagian dari proses akhir dalam sistem rekomendasi gizi harian, tampilan hasil analisis merupakan komponen yang sangat penting karena menyediakan informasi komprehensif mengenai kecukupan asupan nutrisi pengguna. Setelah data diri dan daftar konsumsi makanan dimasukkan oleh pengguna, sistem akan secara otomatis menghitung kebutuhan energi dan nutrisi harian, menganalisis data yang dikonsumsi, serta memberikan saran makanan tambahan berdasarkan pendekatan *knowledge graph* dan metode *forward chaining*.



Gambar 4. 10 Hasil Rekomendasi

Gambar 4.10 merupakan tampilan hasil analisis dari sistem rekomendasi nutrisi harian berdasarkan data yang sebelumnya telah diinputkan oleh pengguna. Sistem menghitung Indeks Massa Tubuh (IMT) pengguna sebesar 17,31 yang dikategorikan sebagai status gizi kurus. Estimasi total kebutuhan energi harian pengguna ditetapkan sebesar 1716 kkal atau setara dengan 7180 kJ, berdasarkan parameter seperti usia, jenis kelamin, berat badan, tinggi badan, serta tingkat aktivitas fisik. Selanjutnya, sistem menampilkan perbandingan antara kebutuhan nutrisi dengan konsumsi aktual dalam bentuk tabel yang mencakup lima komponen utama, yaitu energi, protein, karbohidrat, lemak, dan serat pangan. Dari hasil tersebut, diketahui bahwa empat dari lima nutrisi utama berada dalam status defisit, sedangkan protein justru mengalami kelebihan atau surplus.

Analisis lebih lanjut divisualisasikan dalam bentuk grafik batang yang menggambarkan persentase pemenuhan nutrisi terhadap kebutuhan harian. Hasil menunjukkan pemenuhan nutrisi di bawah 100%, sehingga hal ini menunjukkan bahwa makanan yang dikonsumsi masih berada jauh di bawah angka yang dibutuhkan, menandakan belum optimalnya asupan gizi. Untuk mengatasi ketidakseimbangan ini, sistem memberikan rekomendasi makanan tambahan secara otomatis, dengan memilih tiga makanan teratas yang kaya akan masing-masing nutrisi yang masih defisit. Contohnya, untuk menutupi kekurangan energi disarankan makanan seperti kacang telur dan daging telur, sedangkan untuk serat pangan direkomendasikan katul beras merah dan koro benguk biji.

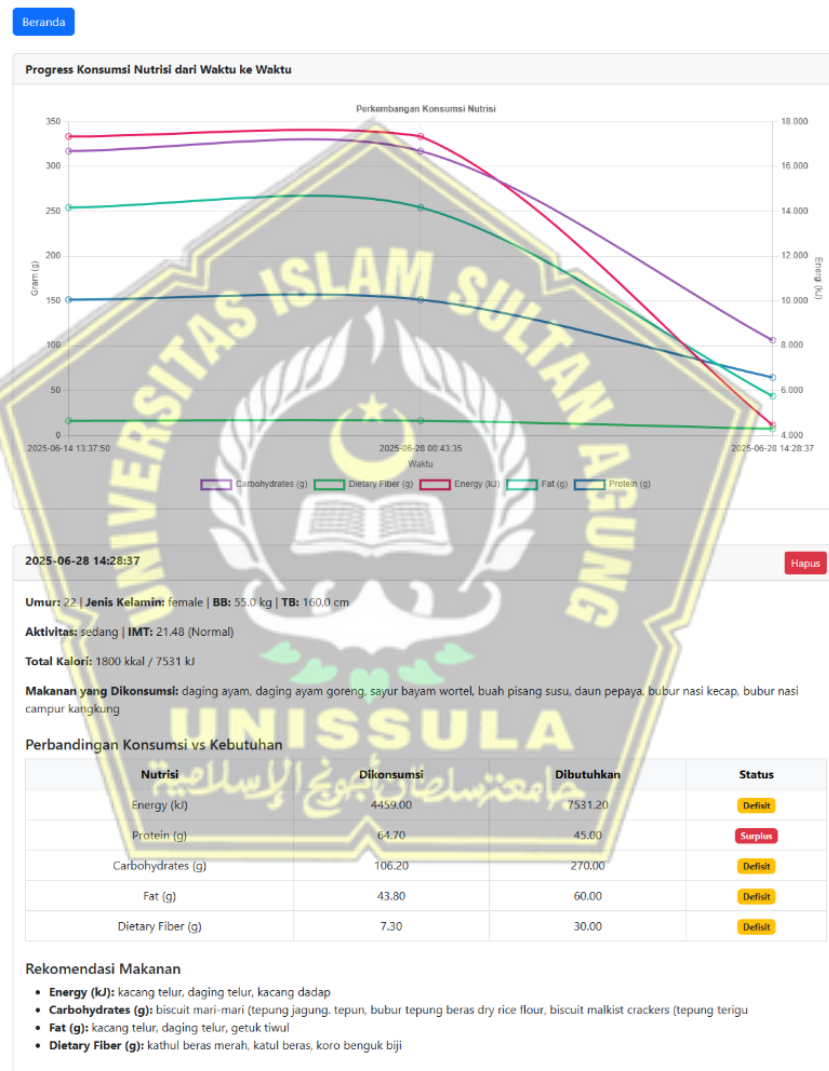
Secara keseluruhan, hasil yang ditampilkan pada halaman ini menunjukkan bahwa sistem tidak hanya mampu mendeteksi ketidakseimbangan nutrisi secara tepat, tetapi juga memberikan solusi berbasis pengetahuan yang terstruktur dan relevan. Hal ini mendukung efektivitas sistem dalam membantu pengguna memenuhi kebutuhan gizi harian secara cerdas dan personal.

5. Halaman Riwayat Rekomendasi Gizi

Untuk melengkapi fungsionalitas sistem rekomendasi gizi harian, penyediaan fitur riwayat rekomendasi merupakan elemen penting yang mendukung pelacakan perubahan konsumsi dan pemenuhan nutrisi pengguna

dari waktu ke waktu. Fitur ini memungkinkan pengguna untuk mengevaluasi efektivitas konsumsi makanannya secara berkelanjutan, serta melihat tren perbaikan atau ketidakseimbangan gizi yang mungkin terjadi. Dengan demikian, sistem tidak hanya memberikan saran sesaat, tetapi juga berperan dalam pengawasan jangka panjang terhadap status gizi pengguna.

Riwayat Rekomendasi Gizi



Gambar 4. 11 Riwayat Rekomendasi Gizi

2025-06-28 00:43:35

Hapus

Umur: 22 | Jenis Kelamin: female | BB: 50.0 kg | TB: 156.0 cm

Aktivitas: sedang | IMT: 20.55 (Normal)

Total Kalori: 1680 kkal / 7029 kJ

Makanan yang Dikonsumsi: roti susu, roti tawar, kurma, pisang raja, ikan pe, cilok, dendeng sapi, biscuit permen, gajih sapi

Perbandingan Konsumsi vs Kebutuhan

Nutrisi	Dikonsumsi	Dibutuhkan	Status
Energy (kJ)	17350.00	7029.12	Surplus
Protein (g)	151.50	42.00	Surplus
Carbohydrates (g)	317.40	252.00	Surplus
Fat (g)	254.40	56.00	Surplus
Dietary Fiber (g)	16.40	30.00	Defisit

Rekomendasi Makanan

- Dietary Fiber (g): katul beras merah, katul beras, koro benguk biji

2025-06-14 13:37:50

Hapus

Umur: 21 | Jenis Kelamin: female | BB: 45.0 kg | TB: 157.0 cm

Aktivitas: sedang | IMT: 18.26 (Kurus)

Total Kalori: 2052 kkal / 8586 kJ

Makanan yang Dikonsumsi: roti susu, roti tawar, kurma, pisang raja, ikan pe, cilok, dendeng sapi, biscuit permen, gajih sapi

Perbandingan Konsumsi vs Kebutuhan

Nutrisi	Dikonsumsi	Dibutuhkan	Status
Energy (kJ)	17350.00	8585.57	Surplus
Protein (g)	151.50	51.30	Surplus
Carbohydrates (g)	317.40	307.80	Cukup
Fat (g)	254.40	68.40	Surplus
Dietary Fiber (g)	16.40	30.00	Defisit

Rekomendasi Makanan

- Dietary Fiber (g): sayur bayam wortel, buah pisang susu, daun pepaya

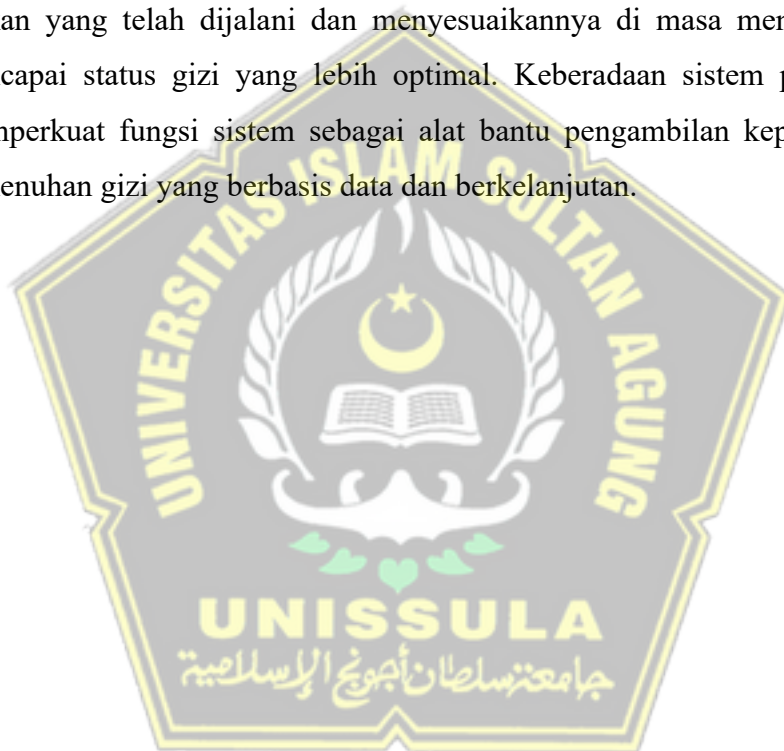
Gambar 4. 12 Riwayat Rekomendasi Gizi

Pada gambar 4.11, ditampilkan halaman Riwayat Rekomendasi Gizi yang mencatat seluruh hasil analisis sebelumnya yang telah dilakukan oleh pengguna. Terdapat grafik *line chart* pada bagian atas yang menggambarkan tren perkembangan konsumsi nutrisi (seperti energi, protein, karbohidrat, lemak, dan serat pangan) dari waktu ke waktu. Grafik ini memudahkan pengguna dalam memantau dinamika perubahan asupan gizinya secara visual. Masing-masing titik waktu pada grafik tersebut mengacu pada entri riwayat analisis yang dilakukan pada tanggal tertentu.

Setiap riwayat menampilkan data pengguna seperti usia, jenis kelamin, berat badan (BB), tinggi badan (TB), status IMT dan status gizi, serta total kebutuhan energi harian. Diikuti dengan daftar makanan yang dikonsumsi, sistem kemudian membandingkan konsumsi aktual dengan kebutuhan nutrisi

berdasarkan lima parameter utama. Misalnya, pada entri bertanggal 2025-06-28 pukul 14:28, meskipun kebutuhan energi sebesar 7531 kJ, pengguna hanya mengonsumsi 4459 kJ, sehingga dinyatakan mengalami defisit energi. Begitu pula dengan karbohidrat, lemak, dan serat yang masih belum terpenuhi. Sebagai tindak lanjut, sistem menyajikan daftar rekomendasi makanan tambahan spesifik untuk setiap nutrisi yang masih kurang, berdasarkan pendekatan *knowledge graph* dan logika *forward chaining*.

Dengan fitur riwayat ini, pengguna dapat melakukan refleksi terhadap pola makan yang telah dijalani dan menyesuaikannya di masa mendatang untuk mencapai status gizi yang lebih optimal. Keberadaan sistem pencatatan ini memperkuat fungsi sistem sebagai alat bantu pengambilan keputusan dalam pemenuhan gizi yang berbasis data dan berkelanjutan.



BAB IV

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa sistem rekomendasi makanan berbasis *knowledge graph* dengan metode *forward chaining* yang dikembangkan berbasis *web based* berhasil mengidentifikasi dan menganalisis kebutuhan gizi harian pengguna secara personal. Proses ini diawali dengan pengumpulan data input pengguna, seperti umur, jenis kelamin, berat badan, tinggi badan, serta aktivitas fisik, yang kemudian digunakan untuk menghitung nilai Indeks Massa Tubuh (IMT), status gizi, dan kebutuhan energi harian. Selanjutnya, sistem melakukan konversi kebutuhan energi ke dalam komponen nutrisi makro seperti protein, lemak, karbohidrat, serat pangan, dan energi total.

Sistem mampu mendeteksi status nutrisi berdasarkan selisih antara konsumsi aktual dan kebutuhan ideal. Dengan memanfaatkan teknik *reasoning* melalui *forward chaining*, sistem menelusuri relasi antar node dalam *knowledge graph* yang merepresentasikan informasi makanan dan nilai gizinya, sehingga dapat merekomendasikan makanan tambahan yang paling sesuai untuk mengatasi defisit gizi. Hasil pengujian *Average Nutrient Coverage (ANC)* menunjukkan bahwa sistem mencapai rata-rata cakupan nutrisi sebesar 94,33%, dengan empat dari lima kategori nutrisi terpenuhi sepenuhnya oleh tiga makanan teratas. Pada kinerja sistem ini hasil evaluasi rata – rata *Precision* dan *Recall* menunjukkan bahwa *Macro Average Precision* sebesar 1.00 dan *Macro Average Recall* sebesar 0.94. berdasarkan evaluasi tersebut menunjukkan bahwa sistem ini memiliki performa yang sangat baik. Implementasi dalam bentuk antarmuka web yang interaktif, seperti halaman input, analisis gizi, rekomendasi, serta riwayat konsumsi, juga mendukung pengalaman pengguna dalam memantau dan memperbaiki kebiasaan makannya secara mandiri dan berkelanjutan.

5.2 Saran

Untuk pengembangan lebih lanjut, sistem ini dapat diperluas dengan menambahkan data makanan yang lebih bervariasi dan lokal, serta memperkaya relasi dalam *knowledge graph* untuk mencakup interaksi antar nutrisi atau kondisi kesehatan tertentu. Selain itu, penggunaan teknik *fuzzy logic* dalam klasifikasi status gizi telah terbukti lebih akurat dibanding pendekatan konvensional, sehingga penerapannya dapat terus disempurnakan. Penggunaan teknologi mobile responsif juga disarankan agar sistem dapat diakses secara fleksibel di berbagai perangkat. Terakhir, uji coba sistem secara langsung kepada pengguna dalam jumlah yang lebih besar dapat dilakukan untuk mengevaluasi efektivitasnya dalam konteks dunia nyata serta meningkatkan validitas sistem rekomendasi secara klinis dan praktis.



DAFTAR PUSTAKA

- Aprilia, S., Agustin, R., Marthalena, M., Pranatawijaya, V. H., & Priskila, R. (2024). Sistem Pakar Rekomendasi Obat Berdasarkan Gejala Penyakit Menular Umum Di Masyarakat Menggunakan Metode Forward Chaining. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 12(2). <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i2.4258>
- Ayuningtyas, S. C., Wiharja, K. R. S., & Nhita, F. (2023). Visualisasi Al- Qur'an Berbasis Knowledge graph dengan Ayat Sebagai Vertex. *e-Proceeding of Engineering*, 10(3), 3642–3651.
- Bintanah, S., Kusuma, H. S., Ulvie, Y. N. S., & Mulyati, T. (2018). Perhitungan Kebutuhan Gizi Individu. In *NextBook*.
- Breitfuss, A., Errou, K., Kurteva, A., & Fensel, A. (2021). Representing emotions with knowledge graphs for movie recommendations. *Future Generation Computer Systems*, 125, 715–725. <https://doi.org/10.1016/j.future.2021.06.001>
- Chicaiza, J., & Valdiviezo-Diaz, P. (2021). A comprehensive survey of knowledge graph-based recommender systems: Technologies, development, and contributions. *Information (Switzerland)*, 12(6). <https://doi.org/10.3390/info12060232>
- Eluis Bali Mawartika, Y., dan Guntur, M. (2021). Aplikasi Sistem Pakar Pemilihan Makanan Berdasarkan Kebutuhan Gizi Menggunakan Metode Forward Chaining Application Expert System for Food Selection Based on Nutritional Needs using Forward Chaining. *Cogito Smart Journal* |, 7(1), 96–110.
- Februariyanti, H., Dwi Laksono, A., Sasongko Wibowo, J., dan Siswo Utomo, M. (2021). Implementasi Metode Collaborative Filtering Untuk Sistem Rekomendasi Penjualan Pada Toko Mebel. *Khatulistiwa Informatika*, 9(1), 43–45.
- Hafizal, M. T., Putra, D. P., Wirianata, H., Nugraha, N. S., Suparyanto, T., Hidayat, A. A., dan Pardamean, B. (2022). Implementation of expert systems in potassium deficiency in cocoa plants using forward chaining method. *Procedia*

- Computer Science*, 216(2022), 136–143.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.12.120>
- Hao, X., Ji, Z., Li, X., Yin, L., Liu, L., Sun, M., Liu, Q., & Yang, R. (2021). Construction and application of a knowledge graph. *Remote Sensing*, 13(13).
<https://doi.org/10.3390/rs13132511>
- Hidayah, N., Kurniawati, D. A., Umaryani, D. S. N., & Ariyani, N. (2023). Jurnal Keperawatan Muhammadiyah Bengkulu. *Sereal Untuk*, 8(1), 51.
- Hodijah, A., Setijohatmo, U. T., Nugraha, A. C., & ... (2022). Pelatihan Pemodelan Data Knowledge Graph untuk Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer Universitas Pertamina dan Jurusan Teknik Komputer-Informatika Politeknik *Jurnal Pengabdian ...*, 1(1).
- Huda, A. A., Fajarudin, R., & Hadinegoro, A. (2022). Sistem Rekomendasi Content-based Filtering Menggunakan TF-IDF Vector Similarity Untuk Rekomendasi Artikel Berita. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 4(3), 1679–1686. <https://doi.org/10.47065/bits.v4i3.2511>
- Ma, X. (2022). Knowledge graph construction and application in geosciences: A review. *Computers and Geosciences*, 161(February).
<https://doi.org/10.1016/j.cageo.2022.105082>
- Milk, B., Using, M., Tahani, T., Method, F., An, A., & To, E. (2024). *SISTEM REKOMENDASI KEBUTUHAN NUTRISI MAKANAN PENDAMPING AIR SUSU IBU (MPASI) MENGGUNAKAN METODE FUZZY TAHANI SEBAGAI UPAYA PENCEGAHAN STUNTING (Recommendation System For Nutritional Needs For Complementary Foods For*. 6(2).
- Naryanto, R. F., Delimayanti, M. K., Kriswanto, Musyono, A. D. N. I., Sukoco, I., & Aditya, M. N. (2022). Development of a mobile expert system for the diagnosis on motorcycle damage using forward chaining algorithm. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 27(3), 1601–1609. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v27.i3.pp1601-1609>
- Pratama, C. W., & Nugroho, A. (2024). Sistem Pakar Penentuan Jenis Makanan Sesuai Kebutuhan Kalori Pasien Menggunakan Metode Forward Chaining (Studi Kasus : RSUD dr. HA Habibie). *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi*

Informasi dan Komunikasi, 8(1), 107–113.
<https://doi.org/10.35870/jtik.v8i1.1316>

Putu Eka Nopitasari, M. H. (2021). Received: Januari 2021; Accepted: April 2021; Published: Juni 2021. *Online Keperawatan Indonesia*, 4(1), 1–11.

Rofidah, K., Kesehatan, M., Dalam, D., Sehat, D. M., Tinggi, B., Putriana, N., Gita, A., Roqimah, C., Dyah, L., & Arini, D. (2024). Membangun Kesehatan Dari Dalam Dengan Menu Sehat Berprotein Tinggi. *Jurnal Ilmu Kesehatan dan Gizi*, 2(3), 06–19.

Sufi, H., Utomo, D. W., & Darmawati, G. (2023). Sistem Pakar Rekomendasi Menu Makanan Sehat Penderita Penyakit dengan Metode Forward Chaining. *Jurnal KomtekInfo*, 10, 8–14. <https://doi.org/10.35134/komtekinfo.v10i1.320>

Sun, Y. (2023). Research on Digital Book Resource Recommendation Algorithm Based on Knowledge Graph. *Procedia Computer Science*, 247(C), 953–962. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.10.115>

Tiara, P. P., & Lasnawati, L. (2022). Makna Gaya Hidup Sehat Dalam Perspektif Teori Interaksionisme Simbolik. *Humantech : Jurnal Ilmiah Multidisiplin Indonesia*, 1(11), 1627–1638.

Wang, X., Huang, T., Wang, D., Yuan, Y., Liu, Z., He, X., & Chua, T. S. (2021). Learning intents behind interactions with knowledge graph for recommendation. *The Web Conference 2021 - Proceedings of the World Wide Web Conference*, WWW 2021, 1, 878–887. <https://doi.org/10.1145/3442381.3450133>

Zhou, Y., Lin, Z., Lin, J., Yang, Y., & Shi, J. (2024). Knowledge graph learning algorithm based on deep convolutional networks. *Intelligent Systems with Applications*, 22(March). <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2024.200386>