



Healthy Food Recommendation System for Chronic Disease Patients Using the K-Means Algorithm

Sistem Rekomendasi Makanan Sehat untuk Penderita Penyakit Kronis Menggunakan Algoritma K-Means

Haykal Kamal Ilyasa^{1*}, Latifah Alfat²

^{1,2}Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi dan Desain,
Universitas Pembangunan Jaya, Indonesia

E-Mail: ¹Haykal.kamalilyasa.@student.upj.ac.id, ²lathifah.alfat@upj.ac.id

Received May 14th 2026; Revised Jun 30th 2026; Accepted Jul 12th 2026; Available Online Aug 01st 2026

Corresponding Author: Haykal Kamal Ilyasa

Copyright © 2026 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

Abstract

The increasing prevalence of chronic diseases such as diabetes, hypertension, heart disease, and kidney disorders in Indonesia reflects a shift toward unhealthy lifestyle habits. Poor dietary patterns and lack of nutritional awareness worsen the condition of chronic disease patients, who struggle to choose food aligned with their medical needs. This study develops a healthy food recommendation system for patients with chronic diseases using K-Means Clustering. The system groups food items based on nutritional content, including calories, protein, carbohydrates, and fat, while considering user attributes such as Body Mass Index (BMI), height, and weight. A dataset of 499 halal ready-to-eat menus was compiled from health catering services and the Indonesian Food Composition Table (TKPI) 2019, covering seven nutritional variables. Each menu is labeled for dietary suitability against five chronic diseases based on official Indonesian clinical guidelines. The system applies MinMaxScaler normalization before K-Means clustering with $k = 4$, then generates recommendations using a clinically weighted scoring mechanism that filters for safe menus and ranks them by disease-related nutritional priorities. The system is implemented as a web application using Plotly Dash. Results show that the system effectively groups food data by nutritional characteristics and provides personalized recommendations based on users' health conditions and nutritional needs.

Keywords: Body Mass Index, Chronic Disease, Food Recommendation System, K-Means Clustering, Nutritional Analysis

Abstrak

Meningkatnya prevalensi penyakit kronis seperti diabetes, hipertensi, penyakit jantung, dan gangguan ginjal di Indonesia mencerminkan pergeseran pola hidup masyarakat yang tidak sehat. Pola makan yang buruk dan kurangnya kesadaran gizi memperburuk kondisi penderita yang kesulitan memilih makanan sesuai dengan kebutuhan medisnya. Penelitian ini mengembangkan sistem rekomendasi makanan sehat bagi penderita penyakit kronis menggunakan algoritma K-Means Clustering. Sistem mengelompokkan makanan berdasarkan kandungan nutrisi seperti kalori, protein, karbohidrat, dan lemak, serta mempertimbangkan data pengguna seperti Indeks Massa Tubuh (IMT), tinggi badan, dan berat badan. Dataset terdiri dari 499 menu makanan siap saji halal yang bersumber dari catering kesehatan dan Tabel Komposisi Pangan Indonesia (TKPI) 2019, serta mencakup 7 variabel gizi. Setiap menu dilabeli kesesuaian dietnya dengan lima penyakit kronis berdasarkan pedoman klinis resmi di Indonesia. Sistem menerapkan normalisasi *MinMaxScaler* sebelum klusterisasi K-Means dengan $k = 4$, kemudian menghasilkan rekomendasi melalui mekanisme *weighted scoring* klinis yang menyaring menu aman dan merangkingnya berdasarkan prioritas gizi untuk setiap penyakit. Aplikasi diimplementasikan berbasis web menggunakan *Plotly Dash*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem mampu mengelompokkan data makanan berdasarkan karakteristik nutrisi serta memberikan rekomendasi personal sesuai dengan kondisi kesehatan pengguna.

Kata Kunci: Analisis Nutrisi, Indeks Massa Tubuh, K-Means Clustering, Penyakit Kronis, Sistem Rekomendasi Makanan

1. PENDAHULUAN

Penyakit kronis atau penyakit tidak menular (PTM) merupakan salah satu tantangan kesehatan terbesar di Indonesia. Berdasarkan Survei Kesehatan Indonesia (SKI) 2023 yang diterbitkan Kementerian Kesehatan RI, prevalensi diabetes melitus pada penduduk usia 15 tahun ke atas mencapai 11,7%, hipertensi 29,7% [1],



[2], serta penyakit jantung, stroke, dan gagal ginjal kronis menunjukkan angka yang terus meningkat setiap tahunnya [3]. Data BPJS Kesehatan mencatat penyakit jantung menempati posisi pertama dalam pembiayaan kesehatan katastrofik, diikuti oleh gagal ginjal dan stroke, dengan total biaya yang menyerap sebagian besar anggaran Jaminan Kesehatan Nasional. Kondisi ini mencerminkan pergeseran pola hidup masyarakat Indonesia yang cenderung tidak sehat, khususnya dalam hal konsumsi makanan tinggi gula, lemak jenuh, dan natrium, serta rendahnya aktivitas fisik.

Berbagai bukti ilmiah telah menegaskan bahwa perubahan pola makan merupakan intervensi utama dan paling efektif dalam manajemen penyakit kronis, terbukti mampu secara signifikan mencegah dan mengendalikan kondisi seperti diabetes tipe 2 [3], [4], [5]. Penelitian Fatmawati dan Soetoko [4] menunjukkan bahwa intervensi perencanaan makan berbasis kondisi klinis di layanan kesehatan primer secara signifikan meningkatkan pengetahuan dan kepatuhan terhadap diet pada penderita penyakit kronis. Gropper [3] juga menegaskan bahwa asupan nutrisi yang tidak terkontrol merupakan faktor risiko utama yang dapat memperburuk kondisi penyakit kronis secara sistemik. Dengan demikian, manajemen diet yang tepat bukan sekadar anjuran, melainkan komponen klinis yang tidak dapat diabaikan dalam pengendalian penyakit kronis.

Meskipun bukti ilmiahnya kuat, dalam praktiknya, penderita penyakit kronis di Indonesia menghadapi hambatan serius dalam mengakses informasi gizi yang personal dan akurat. Mayoritas informasi yang tersedia bersifat umum dan tidak mempertimbangkan kondisi spesifik individu, seperti Indeks Massa Tubuh (IMT), jenis penyakit yang diderita, serta kondisi multimorbiditas, yaitu ketika seseorang mengidap lebih dari satu penyakit kronis sekaligus. Sebagai contoh, penderita yang mengalami diabetes sekaligus hipertensi membutuhkan pertimbangan gizi yang jauh lebih kompleks dibandingkan dengan rekomendasi diet tunggal. Studi review yang diterbitkan dalam Media Kesehatan Masyarakat Indonesia menegaskan bahwa hambatan utamanya adalah keterbatasan akses terhadap panduan diet yang dipersonalisasi sesuai dengan kondisi klinis masing-masing individu [4]. Sistem berbasis teknologi yang mampu memproses data gizi dalam jumlah besar dan menghasilkan rekomendasi yang personal menjadi solusi yang semakin relevan untuk menjawab kebutuhan ini.

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan membuka peluang baru untuk mengatasi kesenjangan tersebut. Algoritma K-Means Clustering telah terbukti, dalam berbagai penelitian, mampu mengelompokkan makanan berdasarkan profil gizi secara efisien, sehingga menjadi dasar sistem rekomendasi yang akurat dan dipersonalisasi. K-Means dipilih sebagai algoritma utama dalam penelitian ini karena beberapa keunggulan metodologis. Pertama, K-Means mampu menangani data numerik multidimensi secara efisien, yang sesuai dengan karakteristik dataset gizi yang terdiri dari 7 variabel numerik. Kedua, kompleksitas komputasinya yang rendah menjadikan K-Means sangat efisien untuk dataset berukuran sedang hingga besar seperti dataset makanan dalam penelitian ini. Ketiga, hasil pengelompokan K-Means mudah diinterpretasikan secara praktis karena setiap kluster dapat langsung dikaitkan dengan profil gizi tertentu, sehingga memudahkan proses rekomendasi berbasis kondisi penyakit [6], [7]. Adelia dan Primandari [6] berhasil menerapkan K-Means untuk mengelompokkan produk makanan berdasarkan kandungan nutrisi guna mendukung rekomendasi diet bagi penderita diabetes, sementara Vredizon et al. [8] membuktikan bahwa K-Means efektif memisahkan makanan berdasarkan nilai nutrisi, dengan hasil klusterisasi yang representatif. Ilham dan Baizal [7] bahkan mengombinasikan K-Means dengan Random Forest untuk menghasilkan sistem rekomendasi diet dan olahraga yang lebih akurat, menunjukkan potensi besar algoritma ini sebagai fondasi sistem rekomendasi berbasis gizi.

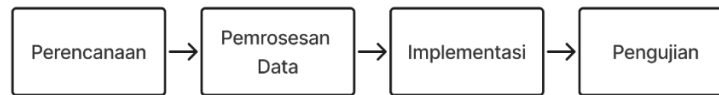
Beberapa penelitian terdahulu di Indonesia telah mengembangkan sistem rekomendasi makanan untuk kondisi penyakit tertentu menggunakan metode seperti Simple Additive Weighting (SAW), Forward Chaining, dan Certainty Factor [9], [10], namun sistem yang mengintegrasikan data IMT pengguna, kondisi multi-penyakit kronis sekaligus, dan dataset makanan lokal Indonesia yang tervalidasi berdasarkan pedoman klinis resmi masih sangat terbatas [11], [12], [13], [14]. Penelitian ini dilakukan untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan mengembangkan sistem rekomendasi menu makanan sehat berbasis algoritma K-Means Clustering yang dipersonalisasi berdasarkan IMT dan kondisi penyakit kronis pengguna. Kontribusi utama penelitian ini mencakup: (1) pembangunan dataset 499 menu makanan siap saji halal yang dilabeli kesesuaian dietnya untuk lima penyakit kronis berdasarkan pedoman klinis resmi Indonesia (PERKENI 2024, Kemenkes PNPK 2021, PERNEFRI 2011, PERKI 2023); (2) mekanisme *weighted scoring* berbobot klinis yang mengintegrasikan hasil klusterisasi K-Means dengan filter kondisi penyakit; dan (3) implementasi dalam bentuk aplikasi web interaktif menggunakan Plotly Dash yang dapat diakses secara langsung oleh masyarakat.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian disusun dalam alur kerja yang terstruktur dan saling terkait, mencakup identifikasi masalah, pengumpulan data, pemrosesan data, klusterisasi, serta implementasi sistem. Setiap tahapan dijelaskan secara rinci untuk memastikan reproduktibilitas penelitian.

2.1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan melalui empat fase utama, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. Perencanaan

Tahap perencanaan merupakan tahap awal dalam penelitian yang bertujuan untuk mengidentifikasi permasalahan yang akan diselesaikan. Permasalahan utama dalam penelitian ini adalah meningkatnya prevalensi penyakit kronis seperti diabetes, hipertensi, dan obesitas, serta kesulitan penderita dalam menentukan makanan yang sesuai dengan kondisi kesehatannya. Selain itu, pola makan yang tidak sehat juga diketahui menjadi salah satu faktor yang memengaruhi terjadinya penyakit kronis. Berdasarkan permasalahan tersebut, dilakukan proses perumusan masalah untuk menentukan tujuan penelitian dan metode yang akan digunakan. Penelitian ini berfokus pada perancangan sistem rekomendasi makanan berbasis algoritma K-Means Clustering yang mampu memberikan rekomendasi makanan sesuai dengan kondisi pengguna.

2. Pengumpulan dan Pemrosesan Data

Tahap pengumpulan data dilakukan untuk memperoleh dataset yang akan digunakan dalam proses pengembangan sistem rekomendasi. Dataset terdiri dari 499 menu makanan halal siap saji yang dikompilasi dari data primer berupa data katering kesehatan dan data sekunder dari Tabel Komposisi Pangan Indonesia (TKPI) 2019 [5]. Data yang dikumpulkan mencakup kandungan nutrisi seperti kalori, protein, lemak, dan karbohidrat. Setiap menu makanan kemudian diberi label kesesuaian diet berdasarkan pedoman klinis Indonesia untuk beberapa penyakit kronis, seperti diabetes dan hipertensi. Setelah proses pengumpulan selesai, data melalui tahap preprocessing yang meliputi pembersihan data, penanganan missing value, filtering makanan halal, dan normalisasi data menggunakan metode MinMaxScaler.

3. Klasterisasi dan Pengembangan Sistem

Pada tahap ini, algoritma K-Means Clustering diterapkan pada data yang telah dinormalisasi untuk mengelompokkan makanan berdasarkan karakteristik kandungan nutrisi. Penelitian ini dievaluasi pada beberapa nilai k , dan berdasarkan hasil evaluasi dipilih $k = 4$ sebagai jumlah kluster yang digunakan dalam sistem rekomendasi. Proses klasterisasi dilakukan secara iteratif hingga centroid berada pada posisi yang stabil. Kualitas hasil klasterisasi dievaluasi menggunakan metode Silhouette Score untuk mengetahui tingkat pemisahan antarkluster. Setelah proses klasterisasi selesai, sistem rekomendasi dikembangkan dalam bentuk aplikasi web menggunakan framework Plotly Dash dengan fitur perhitungan IMT, filter penyakit kronis, dan mekanisme weighted scoring.

4. Pengujian dan Pelaporan

Tahap pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa sistem yang dikembangkan dapat berjalan sesuai dengan kebutuhan pengguna. Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode black-box testing untuk menguji fungsionalitas sistem berdasarkan input dan output yang dihasilkan. Hasil pengujian kemudian dianalisis untuk mengetahui performa sistem dalam memberikan rekomendasi makanan yang sesuai dengan kondisi pengguna. Berdasarkan hasil analisis tersebut, ditarik kesimpulan mengenai keberhasilan sistem yang dikembangkan. Seluruh proses penelitian dan hasil pengujian kemudian didokumentasikan dalam bentuk laporan penelitian sesuai dengan format penulisan jurnal ilmiah.

2.2. Dataset dan Sumber Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 499 menu makanan siap saji halal yang dikompilasi dari 3 sumber data. Data primer sebanyak 36 menu diperoleh dari *MyMeal Catering* dan 21 menu dari *Gorrygourmet Catering*. Keduanya merupakan layanan katering kesehatan yang menyediakan menu diet khusus bagi penderita penyakit kronis. Sementara itu, data sekunder sebanyak 442 menu diperoleh dari Tabel Komposisi Pangan Indonesia (TKPI) 2019 yang diterbitkan oleh Direktorat Gizi Masyarakat Kementerian Kesehatan RI.

Data dari TKPI mencakup beragam jenis pangan, sehingga perlu dilakukan seleksi manual untuk memastikan hanya menu siap saji dan makanan halal yang dimasukkan ke dalam dataset. Seleksi dilakukan secara manual karena keterbatasan konsistensi penamaan dalam TKPI, mencakup penghapusan bahan mentah, hewan tidak lazim dikonsumsi, dan produk bumbu. Dataset akhir mencakup tujuh variabel kandungan gizi yang digunakan dalam proses klasterisasi dan rekomendasi makanan, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 1 [5].

Tabel 1. Variabel Gizi Dataset

Variabel Gizi	Satuan	Fungsi dalam Sistem
Kalori	kcal	Target energi harian sesuai IMT
Karbohidrat	g	Parameter utama penderita diabetes
Protein	g	Parameter utama penderita gagal ginjal
Lemak	g	Parameter hipertensi, jantung, dan stroke
Gula	g	Parameter diabetes dan stroke
Natrium	mg	Parameter hipertensi, jantung, stroke, ginjal
Serat	g	Parameter pendukung semua kondisi kronis

2.3. Pelabelan Kesesuaian Diet

Setiap menu dalam dataset diberi label kesesuaian diet terhadap lima jenis penyakit kronis berdasarkan ambang batas kandungan gizi yang mengacu pada pedoman klinis resmi Indonesia [15]. Proses pelabelan dilakukan untuk menentukan tingkat keamanan konsumsi suatu menu bagi penderita penyakit tertentu, sehingga sistem dapat memberikan rekomendasi yang lebih sesuai dengan kondisi kesehatan pengguna.

Label yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas tiga kategori, yaitu Aman, Perlu Hati-hati, dan Tidak Disarankan. Penentuan label dilakukan berdasarkan kandungan nutrisi seperti kalori, gula, lemak, protein, dan natrium yang disesuaikan dengan kebutuhan diet masing-masing penyakit kronis. Adapun kriteria pelabelan yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Kriteria Pelabelan Kesesuaian Diet

Penyakit	Parameter	Aman	Perlu Hati-hati	Tidak Disarankan	Referensi
Diabetes	Gula (g/sajian)	<= 5	5 - 10	> 10	PERKENI 2024
	Karbo (g/sajian)	<= 55	55 - 75	> 75	
	Kalori (kcal)	<= 400	400 - 500	> 500	
Hipertensi	Natrium (mg/sajian)	<= 375	375 - 600	> 600	Kemenkes 2021
	Lemak (g/sajian)	<= 13	13 - 20	> 20	
Gagal Ginjal	Protein (g/sajian)	<= 20	20 - 30	> 30	PERNEFRI
	Natrium (mg/sajian)	<= 375	375 - 600	> 600	
	Lemak (g/sajian)	<= 13	13 - 18	> 18	
Jantung	Natrium (mg/sajian)	<= 375	375 - 600	> 600	PERKI 2023
	Natrium (mg/sajian)	<= 430	430 - 700	> 700	
Stroke	Lemak (g/sajian)	<= 13	13 - 18	> 18	Kemenkes 2021
	Gula (g/sajian)	<= 5	5 - 10	> 10	

2.4. Pra-pemrosesan Data

Data melalui empat tahap pra-pemrosesan sebelum diterapkan pada algoritma K-Means. Tahap pertama adalah seleksi dan pembersihan data untuk memastikan hanya menu siap saji yang relevan digunakan, dengan menghapus secara manual bahan mentah, produk bumbu, dan makanan yang tidak sesuai berdasarkan nama menu. Tahap kedua adalah filter halal untuk menghapus menu yang mengandung bahan haram. Selanjutnya, nilai kosong pada variabel gizi diisi dengan nol karena dianggap merepresentasikan kandungan yang tidak signifikan. Tahap terakhir adalah normalisasi menggunakan metode MinMaxScaler ke rentang [0, 1] guna mencegah dominasi variabel dengan skala besar dalam proses klusterisasi [16], [17].

2.5. Algoritma K-Means Clustering

Algoritma K-Means Clustering merupakan salah satu metode *unsupervised learning* yang digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan tingkat kemiripan karakteristik tertentu [16], [17], [18]. Pada penelitian ini, algoritma K-Means digunakan untuk mengelompokkan data makanan berdasarkan kandungan nutrisi seperti kalori, protein, lemak, dan karbohidrat. Penggunaan metode klusterisasi bertujuan untuk menghasilkan kelompok makanan dengan karakteristik nutrisi yang serupa sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam sistem rekomendasi makanan sehat.

Setelah data dinormalisasi, algoritma K-Means melakukan proses klusterisasi dengan menentukan jumlah kluster sebanyak 4 ($k = 4$). Tahap awal algoritma dimulai dengan memilih centroid awal secara acak sebagai pusat sementara setiap kluster. Selanjutnya, sistem menghitung jarak antara setiap data makanan dan *centroid* menggunakan metode *Euclidean Distance* [8], [19]. Berdasarkan hasil perhitungan tersebut, setiap data akan ditempatkan ke dalam kluster dengan centroid terdekat. Perhitungan jarak *Euclidean* pada penelitian ini menggunakan persamaan (1).

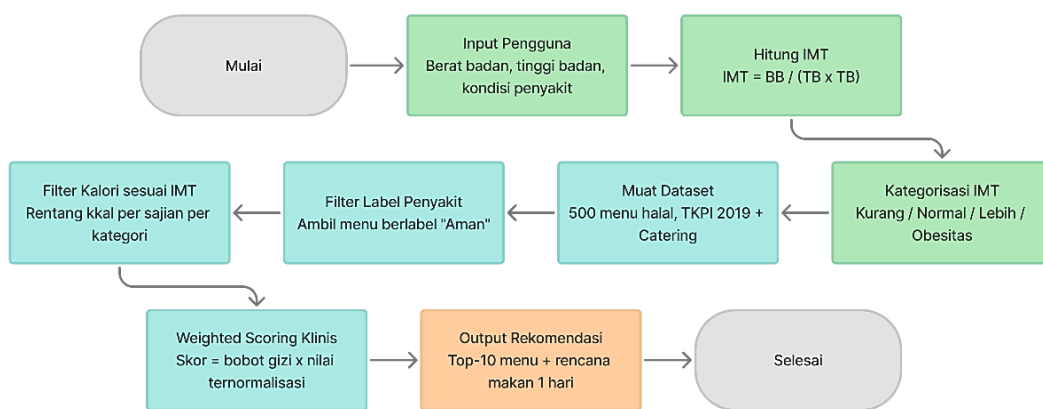
$$d(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \tag{1}$$

Setelah seluruh data berhasil dikelompokkan, sistem akan menghitung ulang posisi *centroid* berdasarkan rata-rata anggota pada masing-masing kluster. Proses iterasi dilakukan secara berulang hingga posisi *centroid* stabil dan tidak mengalami perubahan yang signifikan. Metode ini dipilih karena mampu mengelompokkan data dalam jumlah besar secara efisien dan memiliki implementasi yang relatif sederhana.

Kualitas hasil klusterisasi dievaluasi menggunakan metode Silhouette Score dengan rentang nilai antara -1 hingga 1 [18], [20]. Nilai yang mendekati 1 menunjukkan bahwa hasil klusterisasi memiliki kualitas pemisahan kluster yang baik dan minim overlap antarkelompok data. Implementasi algoritma dilakukan menggunakan library scikit-learn versi 1.3 dengan parameter $n_init=10$ untuk meningkatkan stabilitas proses inisialisasi *centroid*.

2.6. Mekanisme Rekomendasi

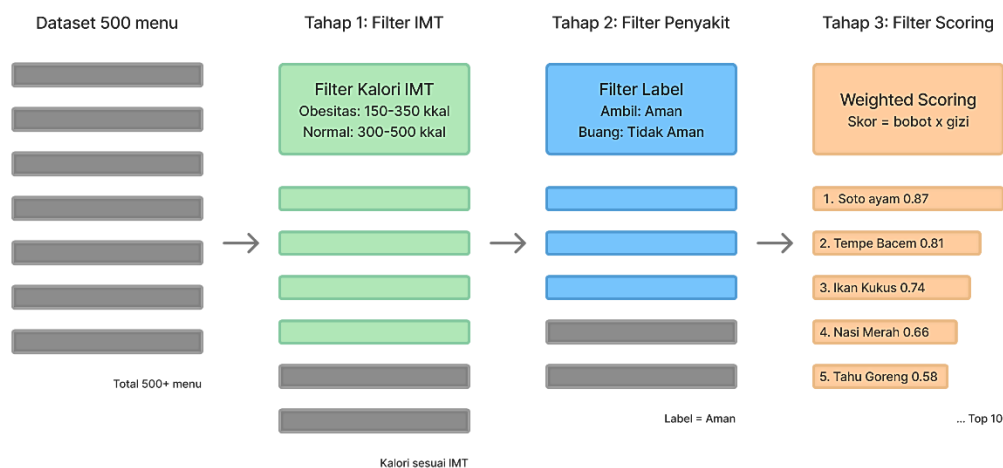
Sistem rekomendasi menu makanan sehat dirancang melalui tiga tahapan utama. Tahap pertama adalah penyaringan berdasarkan kebutuhan kalori harian yang disesuaikan dengan kategori Indeks Massa Tubuh (IMT) pengguna. Tahap kedua adalah penyaringan menu berdasarkan label penyakit untuk memastikan bahwa hanya menu dengan kategori Aman yang diproses lebih lanjut. Tahap ketiga dilakukan dengan menghitung skor akhir menggunakan metode *weighted scoring* berdasarkan bobot parameter gizi sesuai kondisi penyakit pengguna. Alur proses mekanisme *weighted scoring* dalam sistem rekomendasi ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Mekanisme *Weighted Scoring*

Filter IMT menentukan rentang target kalori per sajian berdasarkan klasifikasi WHO Asia-Pasifik yang diadopsi Kemenkes RI: IMT < 18,5 (400 – 600 kkal), IMT 18,5 – 22,9 (300 – 500 kkal), IMT 23 – 24,9 (250 – 400 kkal), dan IMT ≥ 25 (150 – 350 kkal). Filter label penyakit menyaring menu berlabel Aman untuk kondisi yang dipilih pengguna berdasarkan pedoman klinis pada Tabel 2.

Setelah proses *filtering* dilakukan, sistem menerapkan metode *weighted scoring* untuk menghitung tingkat kecocokan setiap menu makanan berdasarkan bobot parameter gizi sesuai kondisi penyakit pengguna. Bobot negatif diterapkan pada parameter nutrisi yang perlu dibatasi, seperti gula pada penderita diabetes, sedangkan bobot positif diterapkan pada parameter yang dianjurkan, seperti serat. Menu dengan skor tertinggi akan direkomendasikan sebagai pilihan utama bagi pengguna. Adapun alur proses seleksi dan perangkingan menu menggunakan metode *weighted scoring* ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Mekanisme proses seleksi dan perangkingan menu menggunakan *weighted scoring*

2.7. Implementasi Sistem

Sistem diimplementasikan sebagai aplikasi web menggunakan *framework* Plotly Dash dengan Python 3.9. Arsitektur sistem terdiri dari empat modul utama: (1) *preprocessing* untuk memuat data Excel, normalisasi, dan penghitungan IMT; (2) klusterisasi untuk melatih model K-Means; (3) recommender untuk logika rekomendasi berbobot; dan (4) database untuk manajemen pengguna menggunakan SQLite dengan enkripsi password SHA-256. Antarmuka pengguna mencakup empat halaman: Rekomendasi, Analisis Data, Favorit, dan Riwayat.

2.8. Metode Pengujian

Pengujian sistem menggunakan satu pendekatan. Pengujian kotak hitam (*Black-Box Testing*) mengevaluasi sistem dari sisi fungsionalitas dengan memberikan input tertentu dan mengamati output yang dihasilkan. Pengujian dilakukan dengan memasukkan data pengguna (IMT, kondisi penyakit) dan memverifikasi apakah rekomendasi yang dihasilkan sesuai dengan pedoman klinis yang berlaku.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Klusterisasi K-Means Clustering

Proses klusterisasi K-Means diterapkan pada 499 menu makanan berdasarkan tujuh variabel gizi yang telah dinormalisasi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa pembagian data ke dalam sejumlah kluster tertentu memberikan pemisahan yang cukup baik berdasarkan nilai silhouette score, inertia, dan indeks Davies-Bouldin. Nilai silhouette score menunjukkan tingkat kemiripan antaranggota dalam satu kluster dan perbedaan antar kluster [18], [20]. Berdasarkan hasil evaluasi, jumlah kluster optimal ditetapkan pada $k = 4$ karena memberikan keseimbangan terbaik antara pemisahan dan kekompakan kluster. Hasil ini menunjukkan bahwa K-Means mampu mengelompokkan menu berdasarkan karakteristik gizi yang relevan untuk sistem rekomendasi.

Tabel 3. Karakteristik Rata-Rata Nilai Gizi Per Kluster ($K = 4$)

Kluster	Kalori (kkal)	Karbo (g)	Protein (g)	Lemak (g)	Gula (g)	Natrium (mg)	Serat (g)	Jumlah Menu
0	406.40	48.42	16.67	18.51	3.72	466.31	2.52	165
1	119.86	16.05	5.42	4.58	3.04	171.91	0.59	322
2	1274.00	122.00	14.80	83.60	99.80	0.00	3.20	5
3	291.57	47.24	10.84	6.61	2.57	4.29	30.26	7

Berdasarkan Tabel 3, setiap kluster merepresentasikan karakteristik gizi yang berbeda. Kluster 1 merupakan kluster terbesar dengan 322 menu, didominasi oleh menu rendah kalori dengan rata-rata 119,86 kkal, karbohidrat 16,05 g, dan natrium 171,91 mg, sehingga profil gizi ini paling sesuai untuk sebagian besar kondisi penyakit kronis. Kluster 0 mencakup 165 menu dengan rata-rata kalori 406,40 kkal dan natrium 466,31 mg, menunjukkan profil gizi sedang yang masih dapat direkomendasikan dengan filtering tambahan. Kluster 3 berisi 7 menu dengan kandungan serat rata-rata tertinggi, yaitu 30,26 g, sehingga menjadi kelompok menu unggulan bagi pengguna yang membutuhkan asupan serat tinggi. Kluster 2 merupakan kelompok terkecil dengan hanya 5 menu, namun memiliki kandungan kalori ekstrem (1274,00 kkal), lemak (83,60 g), dan gula (99,80 g) yang sangat tinggi, sehingga seluruh menu dalam kluster ini termasuk kategori Tidak Disarankan untuk seluruh penyakit kronis [8], [20].

Tabel 4. Hasil Evaluasi Penentuan Jumlah Kluster Optimal menggunakan Inertia dan Silhouette Score

k	Inertia	Silhouette Score
2	2648.91	0.4075
3	2103.69	0.3959
4	1794.29	0.4054
5	1528.50	0.3887
6	1236.43	0.3785
7	1106.93	0.3356
8	1008.83	0.344
9	924.02	0.3413
10	851.76	0.278

Tabel 4 menyajikan hasil evaluasi K-Means untuk nilai k dari 2 hingga 10 menggunakan dua metrik, yaitu inertia dan Silhouette Score. Nilai inertia mengalami penurunan signifikan dari $k = 2$ ke $k = 4$, namun mulai melandai setelahnya, mengindikasikan titik siku (*elbow*) berada pada $k = 4$ [18]. Meskipun Silhouette Score tertinggi dicapai pada $k = 2$ sebesar 0,4075, nilai $k = 4$ dipilih berdasarkan pertimbangan ilmiah berikut: (1) $k = 2$ hanya menghasilkan dua kelompok besar yaitu makanan berkalori rendah dan tinggi, yang terlalu

kasar untuk membedakan profil gizi yang relevan bagi lima kondisi penyakit kronis berbeda; (2) $k = 4$ menghasilkan empat kelompok yang secara klinis dapat dibedakan kelompok gizi rendah, sedang, tinggi serat, dan ekstrem tinggi kalori sehingga lebih representatif untuk mekanisme rekomendasi; dan (3) selisih Silhouette Score antara $k = 2$ dan $k = 4$ sangat kecil (0,4075 vs 0,4054), menunjukkan kualitas pemisahan yang relatif setara [18], [20].

Nilai Silhouette Score pada kisaran 0,40 termasuk dalam kategori moderat. Secara objektif, nilai ini mengindikasikan bahwa klaster yang terbentuk cukup terpisah namun masih terdapat overlap pada batas antar klaster. Kondisi ini dapat disebabkan oleh dua faktor: pertama, beberapa variabel gizi seperti kalori, karbohidrat, dan lemak memiliki korelasi yang tinggi satu sama lain sehingga batas antarklaster menjadi kurang tegas; kedua, terdapat *outlier* pada Klaster 2 dengan kalori ekstrem 1274 kkal yang memengaruhi distribusi jarak *Euclidean* secara keseluruhan. Meskipun demikian, nilai moderat ini masih dapat diterima untuk keperluan sistem rekomendasi berbasis gizi, sebagaimana juga ditemukan pada penelitian klasterisasi data gizi serupa [20]. Distribusi jumlah data pada setiap klaster menunjukkan ketidakseimbangan, dengan sebagian besar menu terkonsentrasi pada Klaster 0 dan Klaster 1. Kondisi ini diduga mencerminkan distribusi alami data makanan yang didominasi oleh menu dengan kandungan energi dan zat gizi pada rentang rendah hingga sedang, sedangkan menu dengan kandungan energi, gula, atau lemak yang sangat tinggi relatif lebih sedikit. Oleh karena itu, ketidakseimbangan jumlah anggota klaster pada penelitian ini lebih merepresentasikan karakteristik dataset daripada bias yang dihasilkan oleh proses klasterisasi.

3.2. Distribusi Label Kesesuaian Diet

Pelabelan kesesuaian diet dilakukan terhadap seluruh 499 menu untuk kelima penyakit kronis berdasarkan ambang batas nilai gizi dari pedoman klinis resmi Indonesia [21], [22], [23], [24]. Tabel 5 menunjukkan distribusi label yang dihasilkan.

Tabel 5. Distribusi Label Kesesuaian Diet Per Penyakit Kronis

Penyakit Kronis	Aman	Perlu Hati-hati	Tidak Disarankan	Referensi Pedoman
Diabetes	323 (64,7%)	83 (16,6%)	93 (18,6%)	PERKENI 2024
Hipertensi	315 (63,1%)	77 (15,4%)	107 (21,4%)	Kemenkes PNPk 2021
Gagal Ginjal	358 (71,7%)	68 (13,6%)	73 (14,6%)	PERNEFRI
Jantung	309 (61,9%)	65 (13%)	125 (25,1%)	Kemenkes/PERKI 2023
Stroke	269 (53,9%)	70 (14%)	160 (32,1%)	Kemenkes 2021

Berdasarkan Tabel 5, sebagian besar menu dalam dataset termasuk ke dalam kategori Aman untuk seluruh kondisi penyakit kronis dengan proporsi berkisar antara 53,9% hingga 71,7%. Kondisi gagal ginjal memiliki proporsi menu Aman tertinggi sebesar 71,7%, sedangkan kondisi stroke memiliki proporsi menu Aman terendah sebesar 53,9% serta jumlah menu Tidak Disarankan tertinggi, yaitu 160 menu (32,1%). Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa pembatasan nutrisi pada penderita stroke cenderung lebih ketat dibandingkan dengan penyakit kronis lainnya, khususnya terkait kandungan natrium pada makanan, sehingga lebih banyak menu olahan dan makanan instan masuk ke dalam kategori Tidak Disarankan. Temuan ini sejalan dengan pedoman klinis yang menekankan pentingnya pengendalian asupan nutrisi untuk mengurangi risiko komplikasi pada penderita penyakit kronis.

3.3. Evaluasi Sistem Rekomendasi

Tabel 6 menyajikan hasil evaluasi menggunakan *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* (*macro average*) yang diperoleh dengan memetakan hasil klaster K-Means ke label kesesuaian diet melalui *majority voting* [18]. Metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* pada penelitian ini digunakan untuk mengevaluasi tingkat kesesuaian hasil klasterisasi terhadap label diet yang dibentuk berdasarkan pedoman klinis, bukan untuk menilai performa model klasifikasi supervised. Evaluasi dilakukan melalui pemetaan hasil klaster ke label diet menggunakan pendekatan *majority voting* sehingga dapat menggambarkan sejauh mana pola yang terbentuk melalui klasterisasi sejalan dengan kategori diet yang telah ditetapkan.

Tabel 6. Hasil Evaluasi Sistem Rekomendasi per Penyakit Kronis

Penyakit	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Diabetes	0,6733	0,7271	0,5326	0,4691
Hipertensi	0,7154	0,446	0,5609	0,4916
Gagal Ginjal	0,7174	0,2391	0,3333	0,2785
Jantung	0,7435	0,4744	0,5654	0,514
Stroke	0,6814	0,4487	0,5142	0,4786
Rata-rata	0,7062	0,4671	0,5013	0,4464

Nilai rata-rata *Accuracy* sebesar 0,7062 menunjukkan bahwa secara keseluruhan hasil klasterisasi menunjukkan tingkat kesesuaian sebesar 70,62% terhadap label diet yang dibentuk berdasarkan pedoman klinis. Nilai rata-rata *Precision* sebesar 0,4671 mencerminkan proporsi prediksi label Aman yang memang benar-benar aman, sedangkan rata-rata *Recall* sebesar 0,5013 menunjukkan kemampuan sistem dalam mendeteksi seluruh menu yang seharusnya diberi label tertentu. Rata-rata *F1-Score* sebesar 0,4464 mengindikasikan keseimbangan antara *Precision* dan *Recall* yang cukup untuk sistem berbasis klasterisasi tanpa *supervised learning* [6], [18].

Nilai *F1-Score* tertinggi diperoleh pada kondisi penyakit jantung sebesar 0,5140, hal ini disebabkan oleh karakteristik parameter gizi jantung (lemak dan natrium) yang relatif mudah dipisahkan oleh klaster K-Means. Sebaliknya, nilai *F1-Score* terendah pada gagal ginjal sebesar 0,2785 disebabkan oleh keterbatasan atribut gizi mikro seperti kalium dan fosfor yang tidak tersedia dalam dataset, sehingga klaster yang terbentuk kurang mampu membedakan menu secara klinis untuk kondisi tersebut [21]. Hasil ini sejalan dengan penelitian Adelia dan Primandari [6] yang menyatakan bahwa efektivitas klasterisasi berbasis nutrisi untuk rekomendasi diet dipengaruhi secara signifikan oleh kelengkapan atribut gizi yang digunakan.

3.4. Hasil Pengujian Black-Box Testing

Pengujian *Black-Box Testing* dilakukan untuk mengevaluasi fungsionalitas sistem berdasarkan kesesuaian antara input yang diberikan pengguna dan output yang dihasilkan oleh sistem. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa setiap fitur pada aplikasi dapat berjalan sesuai dengan kebutuhan dan spesifikasi yang telah dirancang. Skenario pengujian mencakup fungsi utama sistem, seperti proses login, perhitungan Indeks Massa Tubuh (IMT), rekomendasi makanan berdasarkan penyakit kronis, penyusunan rencana makan harian, hingga penyimpanan data favorit dan riwayat pengguna.

Proses pengujian dilakukan dengan memasukkan berbagai kombinasi data pengguna, seperti nilai IMT dan kondisi penyakit kronis, kemudian membandingkan hasil keluaran sistem dengan *output* yang diharapkan berdasarkan pedoman klinis dan logika sistem rekomendasi yang diterapkan. Rangkuman hasil pengujian *Black-Box Testing* pada sistem ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Pengujian Black-Box Testing

No.	Fitur yang Diuji	Input Pengujian	Output yang Diharapkan	Output Aktual	Status
1	Login	Username & password benar	Masuk ke halaman utama	Berhasil masuk	Pass
2	Hitung IMT	BB=70 kg, TB=165 cm	IMT=25,7, Obesitas I	IMT=25,7, Obesitas I	Pass
3	Rekomendasi Diabetes	IMT=24, Diabetes	10 menu berlabel Aman-Diabetes	10 menu Aman tampil	Pass
4	Rekomendasi Hipertensi	IMT=22, Hipertensi	Menu rendah natrium	Menu natrium rendah	Pass
5	Rencana Makan 1 Hari	IMT=23, Gagal Ginjal	4 waktu makan tersusun	4 sesi menu tampil	Pass
6	Detail Kartu Menu	Klik tombol Detail	Panel 7 gizi + 5 label	Panel lengkap tampil	Pass
7	Simpan Favorit	Klik tombol Favorit	Menu masuk halaman Favorit	Favorit berhasil tersimpan	Pass
8	Simpan Riwayat	Klik tombol Simpan	Data masuk tabel Riwayat	Riwayat berhasil tersimpan	Pass

Seluruh delapan skenario pengujian menunjukkan status Pass, yang menandakan bahwa setiap fitur sistem dapat berjalan sesuai dengan fungsi yang diharapkan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu menghasilkan rekomendasi makanan yang sesuai dengan kebutuhan nutrisi pengguna berdasarkan kondisi penyakit yang dipilih. Sistem juga berhasil menerapkan mekanisme *filtering* berdasarkan IMT, label penyakit, dan *weighted scoring* secara konsisten dalam proses rekomendasi menu makanan.

Selain itu, fitur pendukung seperti penyimpanan favorit, riwayat pengguna, serta tampilan detail informasi gizi juga dapat dijalankan tanpa ditemukan kesalahan fungsional selama proses pengujian. Dengan demikian, hasil pengujian *Black-Box Testing* menunjukkan bahwa sistem rekomendasi makanan yang dikembangkan telah memenuhi spesifikasi fungsional dan dapat digunakan sesuai tujuan penelitian.

3.5. Implementasi Antarmuka Pengguna

Aplikasi *SmartMeal Health* diimplementasikan sebagai aplikasi web menggunakan *framework* *Plotly Dash* untuk menampilkan hasil pemodelan secara interaktif kepada pengguna. Antarmuka ini dirancang agar proses rekomendasi menu dapat diakses dengan mudah, mulai dari input data pengguna hingga hasil akhir rekomendasi. Implementasi antarmuka menjadi bagian penting karena menghubungkan hasil analisis data dengan kebutuhan praktis pengguna dalam memilih menu sesuai kondisi kesehatan.

Gambar 4 menampilkan halaman utama Rekomendasi yang menjadi antarmuka inti sistem. Pada halaman ini, pengguna memasukkan berat badan, tinggi badan, dan kondisi kesehatan, kemudian sistem secara otomatis menghitung IMT, menampilkan kategori IMT beserta saran pola makan, dan menghasilkan rekomendasi menu yang dipersonalisasi.

Gambar 5 menampilkan kartu menu hasil rekomendasi beserta panel detail yang muncul saat pengguna menekan tombol Detail. Panel detail memuat delapan nilai gizi per sajian, yaitu kalori, karbohidrat, protein, lemak, gula, natrium, serat, dan ukuran sajian, serta label kesesuaian untuk lima penyakit kronis sekaligus. Informasi ini memungkinkan pengguna untuk menilai satu menu dari berbagai aspek gizi dan kondisi kesehatan secara lebih komprehensif.

Gambar 6 menampilkan fitur Rencana Makan 1 Hari yang menyusun menu ke dalam empat waktu makan, yaitu sarapan, makan siang, makan malam, dan camilan. Fitur ini memberikan gambaran asupan gizi harian yang lebih menyeluruh dibandingkan rekomendasi menu tunggal. Penyajian menu dalam bentuk jadwal harian memudahkan pengguna dalam menerapkan rekomendasi ke dalam pola makan sehari-hari. Oleh karena itu, fitur ini menjadi bentuk implementasi akhir dari hasil pemodelan dan penyaringan menu yang telah dilakukan sistem.

SmartMeal
Rekomendasi Menu Sehat

hekal
Pengguna Terdaftar

Rekomendasi

Analisis Data
Favorit Saya
Riwayat

499 menu halal
K-Means - 4 cluster
PERKENI - Kemenkes - PERNEFRI - PERKI

Keluar

Rekomendasi Menu

Masukkan data diri untuk mendapatkan rekomendasi menu sehat yang dipersonalisasi.

Berat Badan (kg): 60 Tinggi Badan (cm): 165 Kondisi Kesehatan: Tidak Ada Penyakit

INDEKS MASSA TUBUH
22.0
Normal

REKOMENDASI POLA MAKAN
Pertahankan pola makan seimbang. Semua menu tersedia.

60 kg 165 cm Tidak Ada Penyakit

Generate Rekomendasi Rencana Makan 1 Hari

10 Menu Direkomendasikan untuk Tidak Ada Penyakit

Cheese Rolled Beef With Bbq Sauce Gerd
Catering Makanan Utama
450 kkal P 62.0g K 76.0g L 10.0g

Ayam Goreng Church Texas, Dada
TKPI 2019 Lauk Hewani
338 kkal P 35.2g K 0.4g L 20.6g

Gambar 4. Halaman Rekomendasi: Input Data Pengguna dan Hasil Kalkulasi IMT

SmartMeal
Rekomendasi Menu Sehat

hekal
Pengguna Terdaftar

Rekomendasi

Analisis Data
Favorit Saya
Riwayat

499 menu halal
K-Means - 4 cluster
PERKENI - Kemenkes - PERNEFRI - PERKI

Keluar

Tumis Keumamah

TKPI 2019 Sayur

300 kkal P 14.5g K 15.5g L 20.0g

Na Omg

Kalori: 300.0
Protein: 14.5
Karbo: 15.5
Lemak: 20.0

Tutup Favorit Simpan

INFORMASI LENGKAP

Nama Menu: Tumis Keumamah Kategori: Sayur

Sumber Data: TKPI 2019 / Nilai Gizi Serving Size: 4.30 g

NILAI GIZI PER SAJIAN

Kalori	Karbohidrat	Protein	Lemak
300 kkal	15.5 g	14.5 g	20.0 g

Gula Natrium Serat Sajian

INFORMASI LENGKAP

Nama Menu: Japanese Chicken Katsu Curry Kategori: Makanan Utama

Sumber Data: MyMeal Catering Serving Size: 75 g

NILAI GIZI PER SAJIAN

Kalori	Karbohidrat	Protein	Lemak
305 kkal	29.0 g	21.0 g	11.0 g

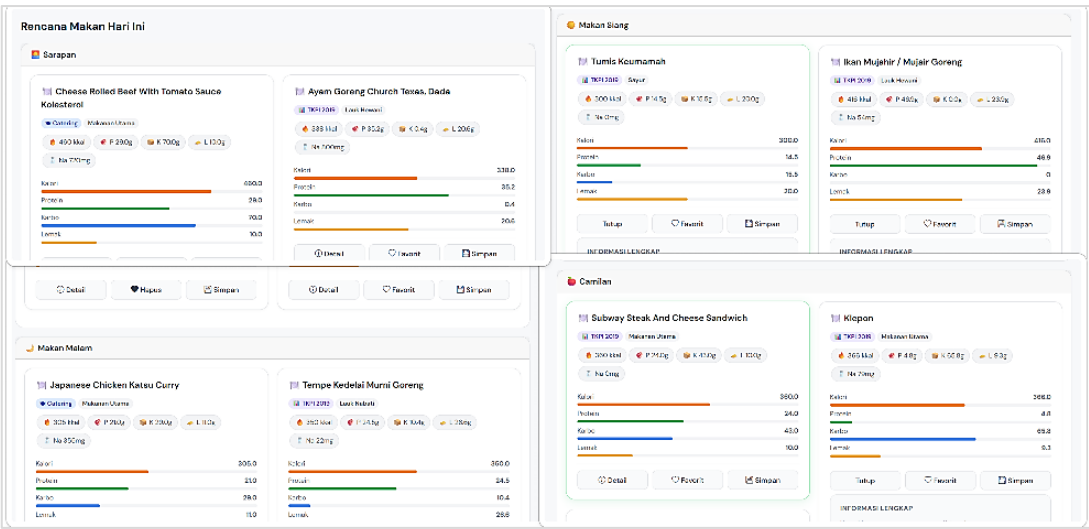
Gula Natrium Serat Sajian

LABEL KESESUAIAN DIET

- Diabetes: Aman
- Hipertensi: Aman
- Gagal Ginjal: Perlu Hati-hati
- Jantung: Aman
- Stroke: Aman

Ref: PERKENI 2021 - Kemenkes 2021 - PERNEFRI - PERKI 2022 - Almatasier 2010

Gambar 5. Kartu Menu dengan Panel Detail Nilai Gizi dan Label Kesesuaian 5 Penyakit Kronis



Gambar 6. Fitur Rencana Makan 1 Hari: Sarapan, Makan Siang, Makan Malam, dan Camilan

3.6. Pembahasan

Sistem rekomendasi dalam penelitian ini menggunakan mekanisme *weighted scoring* untuk merangking menu makanan berdasarkan kesesuaian profil gizi dengan kondisi penyakit pengguna. Bobot bernilai negatif diterapkan pada parameter yang perlu dibatasi, sedangkan bobot positif diterapkan pada parameter yang dianjurkan, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 8. Penentuan bobot dilakukan berdasarkan tingkat prioritas pembatasan atau anjuran nutrisi yang dirumuskan berdasarkan pedoman klinis masing-masing penyakit. Nilai absolut yang lebih besar menunjukkan pengaruh parameter yang lebih dominan dalam proses perangkingan.

Tabel 8. Bobot Parameter Gizi per Kondisi Penyakit dalam Weighted Scoring

Parameter	Diabetes	Hipertensi	Gagal Ginjal	Jantung	Stroke
Kalori	-1	-1	-1	-1	-1
Gula	-2	0	0	0	-1
Natrium	-1	-2	-2	-2	-2
Lemak	-1	-1	0	-2	-1
Protein	0	0	-2	0	0
Karbohidrat	-1	0	0	0	0
Serat	2	1	1	1	1

Sebagai contoh, menu dengan kandungan gizi: Kalori=200 kkal ($v=0,3$), Gula=3g ($v=0,1$), Natrium=150mg ($v=0,2$), Lemak=5g ($v=0,2$), Serat=4g ($v=0,6$) untuk kondisi Diabetes akan menghasilkan skor: $S = (-1 \times 0,3) + (-2 \times 0,1) + (-1 \times 0,2) + (-1 \times 0,2) + (+2 \times 0,6) = -0,3 - 0,2 - 0,2 - 0,2 + 1,2 = 0,3$. Menu dengan skor tertinggi akan direkomendasikan sebagai pilihan utama bagi pengguna.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi K-Means Clustering dan mekanisme *weighted scoring* berbasis pedoman klinis mampu menghasilkan rekomendasi menu yang sesuai dengan kebutuhan nutrisi pengguna berdasarkan karakteristik gizi makanan dan kondisi penyakit yang dipertimbangkan dalam penelitian. Dibandingkan dengan penelitian Lina et al. [9] yang menggunakan Certainty Factor dan Forward Chaining berbasis aturan manual, pendekatan K-Means tidak memerlukan penyusunan aturan yang kompleks karena pola pengelompokan diperoleh secara otomatis dari data gizi. Penggunaan dataset lokal dari TKPI 2019 juga meningkatkan relevansi rekomendasi terhadap pola konsumsi masyarakat Indonesia [5], berbeda dari penelitian Rowiana [12] dan Rahmayuda et al. [11] yang mengembangkan sistem rekomendasi menu restoran tanpa mempertimbangkan kondisi penyakit kronis secara klinis. Selain itu, sistem ini mampu menangani kondisi multi-penyakit kronis sekaligus dalam satu platform, sehingga menjadi keunggulan utama dibandingkan dengan penelitian Prasanti dan Trias [10] yang hanya menangani diabetes menggunakan metode SAW, serta penelitian terdahulu yang berfokus pada tujuan diet umum [11], [12], [13], [14].

Nilai rata-rata *Accuracy* sebesar 0,7062 dan *F1-Score* sebesar 0,4464 menunjukkan bahwa hasil klasterisasi memiliki tingkat kesesuaian yang cukup baik dengan label diet yang dibentuk berdasarkan pedoman klinis [6], [18]. *F1-Score* tertinggi diperoleh pada kondisi jantung (0,5140) karena parameter lemak dan natrium relatif mudah dipisahkan oleh klaster K-Means, sedangkan nilai terendah pada gagal ginjal (0,2785) disebabkan oleh keterbatasan atribut gizi mikro seperti kalium dan fosfor yang tidak tersedia dalam dataset [21]. Hasil ini sejalan dengan penelitian Vredizon et al. [8] dan Edwards & Damayanti [20] yang menemukan bahwa K-Means efektif mengelompokkan data makanan berdasarkan kandungan nutrisi meskipun

silhouette score bersifat moderat, serta temuan Adelia dan Primandari [6] bahwa efektivitas klasterisasi berbasis nutrisi dipengaruhi secara signifikan oleh kelengkapan atribut gizi. Penelitian lanjutan dapat mempertimbangkan penambahan atribut gizi mikro atau penerapan reduksi dimensi, seperti PCA, untuk meningkatkan kualitas pemodelan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membangun sistem rekomendasi menu makanan sehat bagi penderita penyakit kronis menggunakan algoritma K-Means Clustering yang dikombinasikan dengan parameter Indeks Massa Tubuh (IMT) dan mekanisme weighted scoring berbobot klinis. Sebanyak 499 menu makanan halal siap saji berhasil dihimpun dari data primer catering kesehatan dan data sekunder Tabel Komposisi Pangan Indonesia (TKPI) 2019, kemudian dikelompokkan ke dalam 4 klaster berdasarkan karakteristik kandungan nutrisi.

Hasil evaluasi menunjukkan rata-rata *Accuracy* sebesar 0,7062 dan *F1-Score* sebesar 0,4464. Secara ilmiah, nilai ini mengindikasikan bahwa pendekatan klasterisasi dua tahap K-Means untuk pengelompokan profil gizi, yang dilanjutkan dengan weighted scoring klinis untuk perangkingan, menunjukkan potensi yang memadai untuk menghasilkan rekomendasi nutrisi personal berbasis karakteristik gizi makanan dan kondisi penyakit pengguna. Algoritma K-Means terbukti mampu mengelompokkan pola nutrisi makanan ke dalam profil gizi yang bermakna secara klinis, meskipun nilai Silhouette Score moderat (0,4054) mengindikasikan adanya overlap pada batas antarklaster akibat korelasi antarvariabel gizi. Performa terbaik diperoleh pada kondisi jantung (*F1-Score* 0,5140) karena parameter lemak dan natrium relatif mudah dipisahkan, sedangkan performa terendah pada gagal ginjal (*F1-Score* 0,2785) disebabkan oleh keterbatasan atribut gizi mikro dalam dataset.

Keterbatasan utama penelitian ini adalah tidak tersedianya atribut gizi mikro seperti kalium dan fosfor yang krusial bagi penderita gagal ginjal, serta pendekatan *rule-based labeling* yang membatasi generalisasi pada variasi diet yang lebih luas. Penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penambahan jumlah data menu dengan karakteristik gizi yang lebih beragam untuk meningkatkan representativitas setiap klaster.

REFERENSI

- [1] H. Sufi, D. W. Utomo, and G. Darmawati, "Sistem Pakar Rekomendasi Menu Makanan Sehat Penderita Penyakit dengan Metode Forward Chaining," *Jurnal KomtekInfo*, vol. 10, no. 1, pp. 8–14, Jan. 2023, doi: 10.35134/komtekinfo.v10i1.320.
- [2] M. Anita, I. Grecea, D. Yulianti, and S. V. Pasaribu, "Klasifikasi Faktor Risiko Penyakit Jantung Menggunakan Machine Learning," *HOAQ: Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 16, no. 1, pp. 68–78, May 2025, doi: 10.52972/hoaq.vol16no1.
- [3] S. S. Gropper, "The Role of Nutrition in Chronic Disease," *Nutrients*, vol. 15, no. 3, p. 664, Feb. 2023, doi: 10.3390/nu15030664.
- [4] D. Fatmawati and A. S. Soetoko, "Improving Knowledge And Skills On Healthy Meal Planning In Patients With Chronic Disease At Primary Health Care In Semarang," *ARSY: Aplikasi Riset kepada Masyarakat*, vol. 2, no. 2, pp. 117–123, 2022.
- [5] E. Najwa, T. Sumihar, M. G. Ramadhan, S. N. Rakhmah, F. A. Sariasih, and I. Sutoyo, "Penerapan Machine Learning Untuk Rekomendasi Konsumsi Makanan Sehat Berdasarkan Data Gizi Pangan Indonesia," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 10, no. 1, pp. 341–348, 2026.
- [6] Maritza Adelia and Arum Handini Primandari, "Clustering Snack Products Based on Nutrition Facts Using SOM and K-Means for Diabetic Dietary Recommendation," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 14, no. 2, pp. 165–173, May 2025, doi: 10.32736/sisfokom.v14i2.2342.
- [7] M. Ilham and Z. K. A. Baizal, "Diet and Physical Exercise Recommendation System Using a Combination of K-Means and Random Forest," *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, vol. 9, no. 2, pp. 83–96, Aug. 2024, doi: 10.34818/indoic.2024.9.2.959.
- [8] P. Alga Vredizon, H. Firmansyah, N. Shafira Salsabila, and W. Eko Nugroho, "Penerapan Algoritma K-Means Untuk Mengelompokkan Makanan Berdasarkan Nilai Nutrisi," *Journal of Technology and Informatics (JoTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 108–115, Apr. 2024, doi: 10.37802/joti.v5i2.577.
- [9] S. H. Lina, M. Marsa, and A. D. D. Opu, "Implementasi Algoritma Certainty Factor dan Forward Chaining untuk Rekomendasi dan Larangan Makanan," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 1, pp. 340–349, Jan. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i1.1215.
- [10] L. D. Prasanti and D. Trias, "Perancangan Sistem Pendukung Keputusan Rekomendasi Menu Makanan pada Penderita Diabetes Mellitus Menggunakan Metode Simple Additive Weighting," *Jurnal Kecerdasan Buatan dan Teknologi Informasi*, vol. 3, no. 1, pp. 11–16, 2024.
- [11] S. Rahmayuda, D. Marisa Midyanti, and S. Martha, "Pemodelan Sistem Rekomendasi Restoran berdasarkan Preferensi Pengguna dengan Pendekatan Content-Based Filtering," *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika*, vol. 10, no. 1, pp. 154–161, Apr. 2024.

- [12] J. Aufa Rowiana, “Jurnal Impresi Indonesia (JII) Sistem Rekomendasi Menu Restoran Berbasis Web dengan Metode Clustering Data Mining (Studi Kasus: AF Brew),” *Jurnal Impresi Indonesia (JII)*, vol. 4, no. 12, 2025.
- [13] A. Kurniawan *et al.*, “Sistem Rekomendasi Pola Makan Sehat Berbasis Data Smartphone dan Machine Learning,” *Jurnal Mahasiswa Sistem Informasi*, vol. 7, no. 1, pp. 283–292, Dec. 2025.
- [14] M. Mustika Dewi, L. Dwi Farida, and D. Akhmad, “Implementasi K-Means dan Collaborative Filtering untuk Sistem Rekomendasi,” *Edu Komputika Journal*, vol. 10, no. 2, 2023, [Online]. Available: <http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/edukom>
- [15] E. M. Yullyana and M. K. Milad, “Nutri-Score Sebagai Strategi Manajemen Risiko Konsumen Terhadap Makanan Tidak Sehat: Tinjauan Literatur Sistematis Kebijakan Pelabelan Nutrisi,” *Jurnal Manajemen*, vol. 15, no. 1, pp. 59–73, 2025, [Online]. Available: <http://jurnalfe.ustjogja.ac.id>
- [16] S. M. Y. Sri Ulina Tarigan, “Klasterisasi Data Penanganan Dan Pelayanan Kesehatan Masyarakat Menggunakan Algoritma K-Means,” *Jurnal Sistem Informasi TGD*, vol. 1, no. 3, pp. 193–206, May 2022.
- [17] Y. G. Nengsih, K. Samosir, and B. Satria, “Segmentasi Pasien Rumah Sakit Berdasarkan Pola Kunjungan Menggunakan Algoritma K-Means Clustering untuk Optimasi Layanan Medis,” *Jurnal Pendidikan Sains dan Komputer*, vol. 5, no. 01, pp. 59–69, Feb. 2025, doi: 10.47709/jpsk.v5i01.5492.
- [18] M. Syahkur, D. Hartama, and S. Solikhun, “Evaluasi Jumlah Cluster pada Algoritma K-Means++ Menggunakan Silhouette dan Elbow dengan Validasi Nilai DBI dalam Mengelompokkan Gizi Balita,” *JST (Jurnal Sains dan Teknologi)*, vol. 13, no. 3, pp. 487–496, Oct. 2024, doi: 10.23887/jstundiksha.v13i3.86419.
- [19] R. Anjariansyah and A. Triayudi, “Clustering Kebutuhan Makanan untuk Meminimasi Standar Deviasi Angka Kebutuhan Gizi Menggunakan Algoritma K-Means dan K-Medoids,” *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 6, no. 1, p. 597, Jan. 2022, doi: 10.30865/mib.v6i1.3522.
- [20] E. Edwardo and N. R. Damayanti, “Analisis Clustering Data Gizi Pada Puskesmas 1 Ulu Menggunakan Metode Algoritma K-Means,” *Jurnal Algoritme*, vol. 5, no. 2, pp. 209–217, Apr. 2025, doi: 10.35957/algoritme.v5i2.10707.
- [21] Perhimpunan Nefrologi Indonesia, “Konsensus Nutrisi pada Penyakit Ginjal Kronik,” 2011. Accessed: May 12, 2026. [Online]. Available: <https://www.pernefri.org/konsensus/Konsensus%20Nutrisi.pdf>
- [22] Perkumpulan Endokrinologi Indonesia, “Pedoman Pengelolaan dan Pencegahan Diabetes Melitus Tipe 2 di Indonesia,” 2024. Accessed: May 12, 2026. [Online]. Available: <https://pbperkeni.or.id/wp-content/uploads/2025/08/DMT2-2024-Protected.pdf>
- [23] Perhimpunan Dokter Spesialis Kardiovaskular Indonesia, “Pedoman Tatalaksana Gagal Jantung,” 2023. Accessed: May 12, 2026. [Online]. Available: <https://www.inaheart.org/pedoman-tatalaksana-gagal-jantung-2023/>
- [24] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, “Tata Laksana Hipertensi Dewasa,” 2021. Accessed: May 12, 2026. [Online]. Available: <https://kemkes.go.id/eng/pnpk-2021---tata-laksana-hipertensi-dewasa>