

Optimasi Fuzzy Logic Menggunakan Genethic Algorithm Untuk Menentukan Program Diet dan Bulking

Benno Pramuditya¹, Ary Prabowo¹

¹Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Esa Unggul, Jl. Arjuna Utara No.9, Kebon Jeruk Jakarta Barat, DKI Jakarta, 11510, Indonesia

Info Artikel

Riwayat Artikel:

Received 2025-07-27

Revised 2025-10-26

Accepted 2025-10-26

Corresponding Author:

Benno Pramuditya

benno07@student.esaunggul.ac.id



This is an open access article under the [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.

Abstract – Diet and bulking programs are essential strategies for achieving fitness goals, yet their determination is often inaccurate and subjective when done manually. Therefore, there is a need for an Artificial Intelligence-based Decision Support System (DSS) that can assist in making objective and personalized recommendations. Previous studies have applied Fuzzy Logic for dietary decisions, but no system has specifically integrated Fuzzy Logic and Genetic Algorithm (GA) for optimizing parameters in diet and bulking recommendation systems. This study aims to design a Fuzzy Logic-based Decision Support System optimized with a Genetic Algorithm to provide more accurate and personalized program recommendations. The Fuzzy Logic method handles uncertainty in user data, while GA optimizes membership function limits and fuzzy rule weights. The system was tested on data from 50 respondents and validated by fitness experts. The results show that before GA optimization, the system achieved an accuracy rate of 38%, which increased to 82% after optimization. The integration of Fuzzy Logic and GA enables the system to produce adaptive and precise recommendations, making it applicable for general users, fitness trainers, and nutritionists.

Keywords: Bulking; Decision Support System; Diet; Fuzzy Logic; Genetic Algorithm

Abstrak – Program diet dan bulking merupakan strategi penting dalam mencapai tujuan kebugaran, namun penentuan program secara manual sering kali kurang akurat dan subjektif. Oleh karena itu, dibutuhkan Sistem Pendukung Keputusan (SPK) berbasis kecerdasan buatan yang mampu memberikan rekomendasi secara objektif dan personal. Penelitian sebelumnya telah menerapkan metode Fuzzy Logic dalam sistem rekomendasi diet, namun belum ada yang secara spesifik mengintegrasikan Fuzzy Logic dan Genetic Algorithm (GA) untuk optimasi parameter pada sistem rekomendasi diet dan bulking. Penelitian ini bertujuan merancang Sistem Pendukung Keputusan berbasis Fuzzy Logic yang dioptimasi dengan Genetic Algorithm untuk menghasilkan rekomendasi program diet dan bulking yang lebih akurat dan personal. Metode Fuzzy Logic digunakan untuk menangani ketidakpastian data pengguna, sedangkan GA berperan mengoptimalkan parameter seperti batas fungsi keanggotaan dan bobot aturan fuzzy. Sistem diuji menggunakan data dari 50 responden dan divalidasi oleh ahli kebugaran. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sebelum optimasi GA, tingkat akurasi sistem sebesar 38%, dan meningkat menjadi 82% setelah optimasi dilakukan. Integrasi antara Fuzzy Logic dan GA memungkinkan sistem memberikan rekomendasi yang adaptif, presisi, dan sesuai dengan karakteristik individu, sehingga dapat dimanfaatkan oleh masyarakat umum, pelatih kebugaran, maupun ahli gizi.

Kata Kunci: Bulking, Sistem Pendukung Keputusan, Diet, Fuzzy Logic, Genetic Algorithm

I. PENDAHULUAN

Kesehatan dan kebugaran tubuh merupakan aspek penting dalam kehidupan manusia. Gaya hidup modern yang cenderung kurang aktif dan pola makan yang tidak seimbang telah meningkatkan risiko berbagai penyakit kronis, termasuk obesitas, diabetes, dan penyakit kardiovaskular. Menurut Organisasi Kesehatan Dunia (WHO), pada tahun 2022 sekitar 39% orang dewasa di dunia mengalami kelebihan berat badan dan 13% mengalami obesitas. Prevalensi obesitas secara global terus meningkat, yang berdampak pada tingginya angka kematian akibat penyakit terkait obesitas [1]. Dalam konteks ini, program diet dan *bulking* menjadi strategi penting untuk mencapai berat badan ideal dan meningkatkan massa otot, yang pada gilirannya dapat meningkatkan kualitas hidup secara keseluruhan [2].

Menentukan program diet atau *bulking* yang tepat memerlukan pertimbangan yang kompleks. Proses ini melibatkan berbagai faktor seperti usia, berat badan, tingkat aktivitas fisik, metabolisme, dan tujuan kebugaran individu. [3] menekankan pentingnya personalisasi dalam perencanaan program kebugaran agar hasil yang dicapai lebih efektif dan berkelanjutan. Karena banyaknya variabel yang harus dianalisis, proses pengambilan keputusan dapat menjadi rumit dan kurang akurat apabila hanya dilakukan berdasarkan intuisi. Oleh karena itu, pemanfaatan Sistem Pendukung Keputusan (SPK) menjadi solusi strategis untuk membantu proses penentuan program diet atau *bulking* secara sistematis dan objektif.

Implementasi *Fuzzy Logic* dalam SPK telah menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam berbagai aplikasi di bidang kesehatan. Sebagai contoh, [4] mengembangkan sistem pendukung keputusan berbasis *Fuzzy Logic*

untuk membantu ahli gizi dalam menyesuaikan diet bagi pasien dengan kondisi kronis ganda. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa sistem ini mampu memberikan rekomendasi diet yang sebanding dengan yang diberikan oleh ahli gizi profesional. Temuan ini mengindikasikan bahwa metode *Fuzzy Logic* memiliki potensi besar dalam memberikan solusi yang lebih akurat dalam konteks nutrisi dan kesehatan.

Dalam konteks kebugaran, penelitian oleh [5] menunjukkan bahwa algoritma keputusan *fuzzy* dapat digunakan untuk menilai dampak kesehatan dari paparan radiasi non-ionisasi dalam lingkungan 5G. Temuan ini menunjukkan bahwa metode *Fuzzy Logic* cukup fleksibel dalam menangani berbagai jenis data medis, meskipun fokus utamanya bukan pada program diet atau *bulking*. Di sisi lain, [6] mengembangkan sistem berbasis *Fuzzy Logic* untuk memperkirakan risiko periodontitis pada pasien diabetes tipe 2 dengan mempertimbangkan beberapa biomarker seperti BMI dan kolesterol, yang memberikan hasil sebanding dengan diagnosis profesional. Metode lain seperti *decision tree* dan regresi logistik juga telah digunakan dalam SPK di bidang kesehatan, seperti pada studi [7] yang memprediksi kunjungan ulang pasien Parkinson, serta [8] yang mengevaluasi kualitas diet pada lansia menggunakan *decision tree*. Meskipun metode-metode tersebut memiliki kelebihan seperti kecepatan dan interpretabilitas, mereka juga memiliki kelemahan seperti *overfitting* (pada *decision tree*) dan ketidakefektifan dalam menangani hubungan non-linear (pada regresi linier). Oleh karena itu, *Fuzzy Logic* dipilih dalam penelitian ini karena kemampuannya menangani data yang ambigu dan tidak pasti secara fleksibel, serta memberikan rekomendasi yang lebih adaptif terhadap variasi karakteristik individu dalam perencanaan program diet dan *bulking*.

Namun demikian, penelitian sebelumnya masih memiliki keterbatasan dalam hal optimasi parameter pada sistem *Fuzzy Logic*. Sebagian besar studi terdahulu hanya menggunakan parameter statis yang ditentukan secara manual, sehingga hasil rekomendasi kurang optimal. Penelitian seperti Chavan & Sambare serta Uyar hanya menerapkan *Fuzzy Logic* tanpa mekanisme optimasi parameter, sementara penelitian ini menghadirkan pendekatan baru dengan mengintegrasikan *Genetic Algorithm* (GA) sebagai metode optimasi untuk menyesuaikan batas fungsi keanggotaan dan bobot aturan fuzzy secara otomatis.

II. METODE

A. Rencana Penelitian

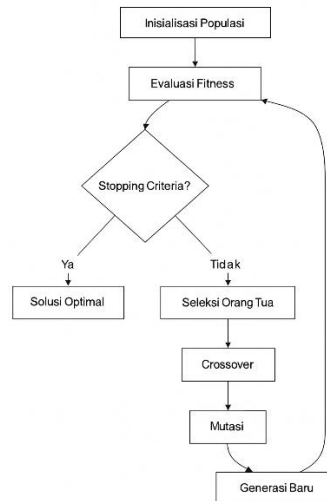
Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan Sistem Pendukung Keputusan (SPK) berbasis *Fuzzy Logic* yang dioptimasi menggunakan *Genetic Algorithm* (Fuzzy-GA) untuk membantu individu menentukan program diet atau *bulking* yang sesuai dengan kondisi fisik dan tujuan pribadi. *Fuzzy Logic* dipilih karena kemampuannya menangani data yang bersifat ambigu dan tidak pasti, sedangkan *Genetic Algorithm* berfungsi untuk mengoptimasi parameter fuzzy agar sistem lebih akurat dan adaptif terhadap variasi pengguna.

B. Objek Penelitian

Objek penelitian ini adalah individu berusia 18–60 tahun yang menjalani program diet, *bulking*, atau *maintenance* di X Team Gym Citra Raya, Tangerang. Data diperoleh dari 50 responden aktif melalui metode *purposive sampling* pada tanggal 21–22 Juli 2025. Variabel penelitian mencakup usia, indeks massa tubuh (IMT), tingkat aktivitas fisik, dan tujuan program sebagai variabel input, serta rekomendasi jenis program (Diet Ketat, Diet Sehat, Bulking Ringan, Bulking Maksimal) sebagai variabel output.

C. Tahapan Penelitian

Genetic Algorithm (GA) digunakan untuk mengoptimasi parameter fuzzy agar sistem lebih akurat dan adaptif. Prosesnya dimulai dari inisialisasi populasi kandidat solusi, kemudian dilakukan seleksi berbasis nilai *fitness* untuk menentukan induk terbaik. Selanjutnya, crossover menghasilkan keturunan baru dan mutasi menjaga keragaman genetik. Siklus diakhiri dengan evaluasi hingga tercapai kriteria penghentian.



Gambar 1. Alur Genetic Algorithm (dibuat oleh penulis, 2025)

Tahapan penelitian ini diawali dengan identifikasi kebutuhan sistem, yang mencakup penentuan variabel input seperti usia, berat badan, tinggi badan, indeks massa tubuh (IMT), tingkat aktivitas fisik, dan tujuan program. Variabel output berupa rekomendasi program diet atau bulking disusun berdasarkan literatur kebugaran dan masukan personal trainer. Himpunan *fuzzy* serta aturan *IF-THEN* dibentuk untuk merepresentasikan hubungan antarvariabel, sehingga sistem dapat memberikan rekomendasi yang sesuai dengan kondisi fisik pengguna.

Selanjutnya, dilakukan implementasi sistem pendukung keputusan (SPK) menggunakan metode *fuzzy Mamdani*. Sistem ini dipilih karena kemampuannya dalam menangani data yang bersifat samar dan tidak pasti. Untuk meningkatkan akurasi, sistem *fuzzy* diintegrasikan dengan *Genetic Algorithm* (GA), yang berperan dalam mengoptimasi parameter *fuzzy* secara otomatis.

Pada tahap optimasi, proses *Genetic Algorithm* (GA) dijabarkan secara eksplisit. Tahapan GA dimulai dengan inisialisasi populasi yang berisi sejumlah individu acak sebagai kandidat solusi. Kemudian dilakukan seleksi untuk memilih individu terbaik berdasarkan nilai *fitness*. Individu terpilih akan mengalami **crossover** guna menghasilkan kombinasi gen baru, diikuti dengan mutasi untuk menjaga keragaman genetik. Populasi hasil crossover dan mutasi selanjutnya melalui tahap evaluasi, hingga diperoleh generasi baru yang lebih baik. Proses ini diulang secara iteratif sampai mencapai kriteria penghentian (*stopping criteria*), seperti jumlah generasi maksimum atau tidak adanya peningkatan signifikan pada nilai *fitness*.

Tahap akhir penelitian adalah pengujian dan evaluasi sistem. Pengujian dilakukan menggunakan *black box testing* untuk memastikan fungsionalitas sistem berjalan sesuai rancangan. Validasi dilakukan dengan membandingkan hasil rekomendasi sistem dengan rekomendasi dari personal trainer. Evaluasi kinerja sistem diukur menggunakan metrik akurasi, *presisi*, *recall*, *F1-score*, serta *error* metrik seperti *Mean Squared Error* (MSE) dan *steady state error*. Dengan tahapan ini, penelitian diharapkan menghasilkan sistem pendukung keputusan yang lebih adaptif, presisi, dan relevan dengan kondisi nyata pengguna.

1) Pembentukan Fuzzy Set

Tahap awal penelitian dimulai dengan mengidentifikasi variabel Input dan Output yang digunakan dalam Sistem Pendukung Keputusan (SPK) program diet atau Bulking. Variabel Input terdiri dari usia, indeks massa tubuh (IMT), tingkat aktivitas fisik, dan tujuan program. Variabel Output berupa rekomendasi jenis program yang sesuai dengan kondisi pengguna. Pendekatan ini sejalan dengan penelitian [4] yang membuktikan efektivitas logika fuzzy dalam pengambilan keputusan di bidang kesehatan.

TABEL 1
VARIABEL DAN HIMPUNAN FUZZY

Variabel	Himpunan Fuzzy	Nilai Liguistik
Usia	Muda, Tengah, Tua	18–30, 31–45, 46–60
Imt	Kurus, Normal, Gemuk, Obesitas	<18.5, 18.5 – 24.9, 25 – 29.9, ≥30
Aktivitas Fisik	Rendah, Sedang, Tinggi	<400 Kalori, 400–700 Kalori, >700 Kalori Per Hari
Tujuan Program	Diet, Bulking	Diet = 1, Bulking = 2

Tabel 1. memuat variabel *Input* dan *Output* yang digunakan dalam sistem beserta himpunan fuzzy dan nilai linguistiknya. Pembagian kategori dilakukan untuk mempermudah proses *fuzzifikasi*, sehingga sistem dapat mengolah data dalam bentuk linguistik. Tingkat aktivitas fisik dikaitkan langsung dengan estimasi jumlah kalori terbakar per hari berdasarkan pendekatan MET (*Metabolic Equivalent of Task*). Konversi ini membantu sistem menghasilkan rekomendasi yang lebih relevan dengan kondisi fisik pengguna.

- BMI (*Body Mass Index*)
Rentang nilai : 15-40

TABEL 2
BMI (BODY MASS INDEX)

Kategori	Range	Tipe Fungsi Keanggotaan
Sangat Rendah	15-17	Trapesium (Trapmf)
Rendah	16-18,5	Segitiga (Trimf)
Normal	18,5-25	Segitiga (Trimf)
Tinggi	24-30	Segitiga (Trimf)
Sangat Tinggi	28-40	Trapesium (Trapmf)

Tabel 2 menunjukkan fungsi keanggotaan untuk variabel BMI, yang merepresentasikan status gizi seseorang. Fungsi keanggotaan dibagi menjadi lima kategori linguistik, yaitu sangat rendah, rendah, normal, tinggi, dan sangat tinggi. Masing-masing kategori dibentuk dengan tipe fungsi keanggotaan segitiga (trimf) atau trapesium (trapmf) untuk mengakomodasi transisi yang halus antar nilai IMT. Pengelompokan ini memungkinkan sistem mengidentifikasi kondisi tubuh pengguna secara lebih akurat untuk menentukan kebutuhan kalori yang tepat.

- Aktivitas Fisik
Rentang nilai : 1-10

TABEL 3
AKTIVITAS FISIK

Kategori	Range	Tipe Fungsi Keanggotaan
Sangat Rendah	1-4	Trapesium (Trapmf)
Rendah	3-6	Segitiga (Trimf)
Normal	5-8	Segitiga (Trimf)
Tinggi	7-9	Segitiga (Trimf)
Sangat Tinggi	8-10	Trapesium (Trapmf)

Tabel 3 menggambarkan fungsi keanggotaan aktivitas fisik berdasarkan skala 1–10. Kategori aktivitas disesuaikan dengan estimasi jumlah kalori terbakar per hari. Pendekatan MET digunakan untuk menghubungkan skor aktivitas dengan pembakaran energi. Dengan metode ini, rekomendasi yang diberikan sistem dapat selaras dengan intensitas aktivitas pengguna.

- Output : Jenis Program Diet/Bulking
Rentang nilai : 0-3

TABEL 4
OUTPUT

Program	Range Output	Fungsi Keanggotaan
Diet Ketat	0-1	Segitiga (Trimf)
Diet Sehat	0,5-1,5	Segitiga (Trimf)
Bulking Ringan	1,5-2,5	Segitiga (Trimf)
Bulking Maksimal	2,5-3	Segitiga (Trimf)

Tabel 4 menampilkan kategori *Output* berupa empat jenis program diet atau *Bulking*. Rentang nilai *Output* ditentukan agar setiap kategori memiliki batas yang jelas namun tetap fleksibel. Fungsi segitiga digunakan untuk menciptakan transisi yang halus antar kategori. Hasil akhir ini akan menjadi dasar rekomendasi dan penyesuaian kalori terhadap TDEE pengguna.

2) Pembentukan Aturan Fuzzy

Setelah mendefinisikan variabel input dan output beserta himpunan fuzzy-nya, langkah berikutnya adalah menyusun aturan fuzzy yang menghubungkan input dengan output melalui logika IF–THEN. Aturan ini memetakan kombinasi nilai linguistik dari variabel input seperti usia, indeks massa tubuh (IMT), tingkat aktivitas fisik, dan jenis kelamin menjadi rekomendasi program diet atau bulking. Sebagai contoh, aturan

dapat berbunyi: “Jika Usia = Muda, IMT = Gemuk, dan Aktivitas = Rendah, maka rekomendasi program = Diet Sehat.” Nilai IMT dihitung secara otomatis dari berat dan tinggi badan dengan rumus:

$$IMT = \frac{Berat}{(Tinggi/100)^2} \quad (1)$$

TABEL 5
CONTOH DATA PENGGUNA UNTUK PENYUSUNAN ATURAN

Usia	Berat (kg)	Tinggi (cm)	Aktivitas (1-10)	Jenis Kelamin	IMT	Kategori IMT
22	75	165	1	Wanita	27,5	Gemuk
30	60	170	7	Pria	20,8	Normal
45	80	165	3	Wania	29,4	Gemuk
60	50	155	9	Pria	20,8	Normal

IMT yang dihasilkan kemudian dikategorikan ke dalam himpunan fuzzy seperti Kurus, Normal, Gemuk, dan Obesitas, sedangkan tingkat aktivitas dikelompokkan menjadi Sangat Rendah, Rendah, Sedang, Tinggi, dan Sangat Tinggi. Kombinasi kategori inilah yang digunakan untuk menyusun aturan fuzzy. Dari data ini, dibuat aturan fuzzy berbentuk IF–THEN. Sistem menggunakan metode inferensi Mamdani untuk menggabungkan aturan-aturan tersebut dan menghasilkan output fuzzy.

TABEL 6
CONTOH ATURAN FUZZY

Rule	IF-THEN
R1	IF BMI sangat rendah AND aktivitas sangat rendah AND jenis kelamin = wanita THEN program = Bulking Maksimal
R2	IF BMI tinggi AND aktivitas sedang AND jenis kelamin = pria THEN program = Diet Sehat
R3	IF BMI normal AND aktivitas tinggi THEN program = Bulking Ringan

Jumlah aturan fuzzy secara teoritis dihitung dari kombinasi kategori:

5 kategori BMI × 5 kategori Aktivitas × 2 kategori Jenis Kelamin = 50 aturan fuzzy maksimum. Namun, sistem dirancang fleksibel, sehingga tidak semua aturan harus digunakan jika tidak relevan; hanya aturan yang mewakili kondisi nyata yang dipertahankan.

3) Implementasi Sistem Fuzzy dan Optimasi Genetic Algorithm

Implementasi sistem dimulai dengan proses *fuzzifikasi*, di mana data numerik yang dimasukkan pengguna, seperti usia, berat badan, tinggi badan, dan tingkat aktivitas fisik, dikonversi menjadi nilai linguistik berdasarkan fungsi keanggotaan yang telah ditentukan. Proses ini memungkinkan sistem mengolah Input yang bersifat samar, misalnya kategori “rendah”, “sedang”, atau “tinggi” untuk tingkat aktivitas (Reza Safdari). Setelah tahap ini, sistem melakukan Inferensi fuzzy menggunakan metode Mamdani untuk memproses aturan-aturan IF–THEN yang dirancang, sehingga menghasilkan Output fuzzy. Output fuzzy tersebut kemudian diubah menjadi nilai *crisp* melalui proses *defuzzifikasi* menggunakan metode *Center of Gravity* (COG), sehingga diperoleh nilai akhir pada rentang 0–3 yang dipetakan menjadi rekomendasi program seperti Diet Ketat, Diet Sehat, Bulking Ringan, atau Bulking Maksimal, beserta penyesuaian kalori sesuai kebutuhan energi harian pengguna (*Total Daily Energy Expenditure* / TDEE).

Untuk meningkatkan akurasi rekomendasi dan mengurangi ketergantungan pada parameter fuzzy yang ditentukan secara manual, sistem ini mengintegrasikan *Genetic Algorithm* (GA). GA digunakan untuk mengoptimasi parameter fuzzy, termasuk batas fungsi keanggotaan, bobot aturan fuzzy, serta pemilihan aturan yang relevan. Setiap individu dalam populasi GA direpresentasikan sebagai kromosom yang memuat serangkaian nilai parameter fuzzy yang akan dioptimasi. Inisialisasi populasi dilakukan dengan membangkitkan 30–50 individu secara acak dalam rentang nilai parameter yang telah ditentukan, guna memastikan keberagaman solusi awal.

4) Pengujian dan Evaluasi Sistem

Pengujian dilakukan setelah sistem Fuzzy–GA menghasilkan parameter optimal untuk fungsi keanggotaan dan aturan fuzzy. Proses evaluasi diawali dengan membandingkan hasil prediksi sistem terhadap label dari ahli kebugaran menggunakan Confusion Matrix. Dari matriks ini dihitung empat metrik utama: Akurasi (rasio prediksi benar terhadap total data), Presisi (kemampuan sistem memprediksi benar suatu kelas), Recall (tingkat keberhasilan sistem menemukan semua data benar dari suatu kelas), dan F1-score (rata-rata harmonis presisi dan recall). Metrik ini digunakan untuk mengukur kemampuan sistem dalam mengklasifikasikan setiap kategori program diet dan Bulking secara tepat.

TABEL 7
CONTOH CONFUSION MATRIX HASIL PENGUJIAN SISTEM

Kelas Prediksi / Kelas Aktual	Diet Ketat	Diet Sehat	Bulking Ringan	Bulking Maksimal
Diet Ketat	18	1	0	0
Diet Sehat	2	20	1	0
Bulking Ringan	0	1	15	2
Bulking Maksimal	0	0	1	16

Selain *Confusion Matrix*, dilakukan juga pengukuran *Mean Squared Error* (MSE) untuk menilai selisih rata-rata kuadrat antara Output sistem dan target. Nilai MSE yang rendah menunjukkan kesesuaian hasil sistem dengan referensi ahli. Pengujian dilengkapi dengan perhitungan *Steady State Error* (Ess):

$$Ess = |y_{target} - y_{akhir}| \quad (2)$$

yang mengukur perbedaan antara target dan Output akhir sistem setelah mencapai kondisi stabil. Nilai Ess yang kecil menandakan sistem memiliki kestabilan jangka panjang dan keakuratan yang tinggi.

Dengan kombinasi pengukuran berbasis *Confusion Matrix*, MSE, dan Ess, evaluasi ini memberikan gambaran menyeluruh tentang kinerja sistem baik dari sisi akurasi klasifikasi maupun kestabilan Output. Hasil evaluasi digunakan sebagai dasar untuk membandingkan kinerja sistem Fuzzy-GA dengan metode fuzzy konvensional, serta memastikan sistem memenuhi standar akurasi yang diharapkan.

D. Kajian Pustaka

Penelitian terkait penerapan *Fuzzy Logic* dalam sistem pendukung keputusan (SPK) untuk bidang kesehatan dan kebugaran telah dilakukan oleh beberapa peneliti sebelumnya. Namun, sebagian besar penelitian tersebut belum menerapkan optimasi parameter menggunakan *Genetic Algorithm* (GA), sehingga akurasi hasil masih terbatas.

Chavan & Sambare dalam penelitiannya yang berjudul *Study of Diet Recommendation System based on Fuzzy Logic and Ontology* mengembangkan sistem rekomendasi diet berbasis *Fuzzy Logic* yang menggunakan variabel masukan seperti usia, berat badan, dan status kesehatan. Sistem ini berhasil memberikan rekomendasi makanan berdasarkan kondisi pengguna, namun kelemahannya terletak pada penentuan fungsi keanggotaan yang masih dilakukan secara manual. Hal ini membuat sistem sulit beradaptasi terhadap variasi data pengguna yang beragam.

Penelitian lain dilakukan oleh Uyar dalam studi berjudul *Preparing Diet List Suggestion with Fuzzy Expert System*. Uyar menggunakan sistem pakar berbasis *Fuzzy Logic* untuk memberikan saran daftar diet harian. Meskipun hasilnya menunjukkan kemampuan sistem dalam mengolah data yang samar, sistem tersebut belum melibatkan mekanisme optimasi untuk menyesuaikan parameter fuzzy secara otomatis. Akibatnya, akurasi rekomendasi masih tergantung pada subjektivitas perancang sistem.

Sebaliknya, Marashi-Hosseini *et al.* dalam penelitian *A Fuzzy-based Dietary Clinical Decision Support System for Patients with Multiple Chronic Conditions* memperkenalkan SPK berbasis *Fuzzy Logic* untuk pasien dengan penyakit kronis ganda. Sistem ini menggunakan variabel klinis seperti BMI, tekanan darah, dan kadar kolesterol untuk menghasilkan rekomendasi diet yang sesuai. Walaupun penelitian ini telah menunjukkan tingkat akurasi yang baik, metode optimasi seperti *Genetic Algorithm* belum diterapkan untuk menyempurnakan batas fungsi keanggotaan.

Berdasarkan ketiga penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa meskipun *Fuzzy Logic* efektif untuk menangani ketidakpastian data dan menghasilkan keputusan yang adaptif, proses penentuan parameter yang masih manual menjadi kelemahan utama. Oleh karena itu, penelitian ini menawarkan kebaruan ilmiah (*novelty*) dengan mengintegrasikan *Genetic Algorithm* untuk mengoptimalkan parameter fuzzy, sehingga sistem menjadi lebih akurat, efisien, dan adaptif terhadap data pengguna.

E. Landasan Teori

1) Fuzzy Logic dan Mamdani Inference System

Fuzzy Logic merupakan metode pengambilan keputusan yang meniru cara berpikir manusia dalam menghadapi data yang tidak pasti atau ambigu. Konsep ini pertama kali diperkenalkan oleh Lotfi A. Zadeh pada tahun 1965. Dalam *Fuzzy Logic*, suatu nilai tidak hanya memiliki dua kemungkinan (benar atau salah), tetapi dapat berada di antara keduanya dengan derajat keanggotaan tertentu antara 0 dan 1.

Salah satu pendekatan yang paling umum digunakan dalam sistem inferensi fuzzy adalah *Mamdani Inference System* (MIS). Metode ini menggunakan aturan berbentuk *IF-THEN* untuk memetakan hubungan antara variabel input dan output. Proses inferensi Mamdani terdiri atas empat tahap utama:

1. Fuzzifikasi mengubah input numerik menjadi nilai linguistik menggunakan fungsi keanggotaan.
2. Aplikasi Aturan Fuzzy (*Rule Evaluation*) menerapkan aturan *IF-THEN* untuk menentukan output fuzzy berdasarkan kombinasi nilai input.
3. Agregasi Output menggabungkan hasil dari seluruh aturan untuk menghasilkan himpunan fuzzy output secara keseluruhan.
4. Defuzzifikasi mengubah hasil fuzzy menjadi nilai crisp (numerik) menggunakan metode seperti *Center of Gravity (COG)* atau *Centroid Method*.

Metode Mamdani banyak digunakan dalam bidang kesehatan dan kebugaran karena kemampuannya meniru pola penalaran manusia dan menghasilkan keputusan yang mudah diinterpretasikan (Hernández-Julio *et al.*; Lima *et al.*).

2) Genetic Algorithm (GA)

Genetic Algorithm (GA) merupakan salah satu algoritma optimasi berbasis metaheuristik yang terinspirasi oleh mekanisme evolusi biologis. GA bekerja dengan prinsip seleksi alam, di mana solusi terbaik dipilih dan dikembangkan melalui proses generasi untuk mendapatkan hasil yang optimal (Goldberg).

Dalam konteks penelitian ini, GA digunakan untuk mengoptimasi parameter fuzzy seperti batas fungsi keanggotaan dan bobot aturan fuzzy agar sistem *Fuzzy Logic* dapat menghasilkan rekomendasi program diet dan *bulking* yang lebih akurat. Integrasi antara *Fuzzy Logic* dan GA dikenal dengan istilah Fuzzy-GA Hybrid System, yang telah terbukti meningkatkan kinerja sistem dalam berbagai aplikasi kecerdasan buatan (Yildirim & Aydin; Le & Yang).

F. Contoh Tahapan Fuzzy Logic yang Dioptimasi dengan Genetic Algorihm

1) Fuzzifikasi (Konveri data ke nilai Fuzzy)

Tahap pertama dalam fuzzy logic adalah fuzzifikasi, yaitu mengubah nilai Input numerik dari form pengguna menjadi nilai linguistik. Pada sistem ini, pengguna memasukkan data berupa usia, berat badan, tinggi badan, tingkat aktivitas fisik, dan jenis kelamin. Misalnya, seorang pengguna berusia 25 tahun, memiliki berat badan 72 kg dengan tinggi 165 cm, serta memilih tingkat aktivitas 1 (Sangat Rendah). Dari data ini, sistem menghitung Indeks Massa Tubuh (IMT), lalu memetakannya ke kategori linguistik seperti “Normal”, “Gemuk”, atau “Sangat Gemuk”. Peran GA pada tahap ini, Genetic Algorithm mengoptimasi batas fungsi keanggotaan. Misalnya, batas antara kategori “Muda” dan “Tengah” tidak ditentukan secara manual, tetapi ditentukan oleh hasil optimasi GA agar sistem lebih akurat dalam memetakan usia pengguna.

TABEL 8
INPUT PENGGUNA

Variabel	Nilai Input
Usia	25 Tahun
Berat	72 Tahun
Tinggi	165 Cm
IMT	26,4
Ativitas Fisik	1 (Sangat Rendah)
Jenis Kelamin	Wanita

TABEL 9
CONTOH FUNGSI KEANGGOTAAN UNTUK VARIABEL USIA

Usia (Tahun)	Kategori Usia	Derajat Keanggotaan (Setelah optimasi GA)
Diet Ketat	18	1
Diet Sehat	2	20
Bulking Ringan	0	1

2) Evaluasi Aturan (Fuzzy Inference)

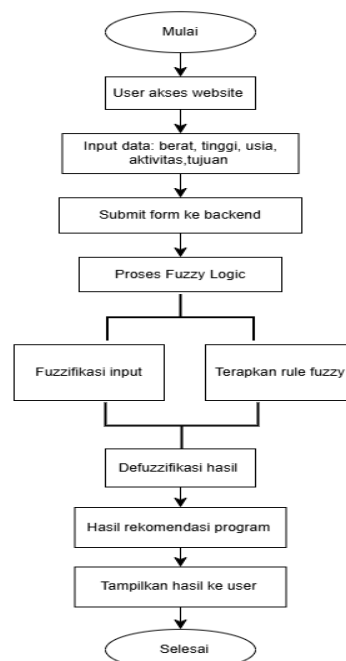
Setelah nilai Input difuzzifikasi, sistem mengevaluasi aturan fuzzy menggunakan metode Mamdani. Misalnya ada aturan: “Jika Usia = Muda, IMT = Gemuk, Aktivitas = Rendah, dan Jenis Kelamin = Wanita maka Rekomendasi = Diet Sehat.” Peran GA, GA mengoptimasi bobot aturan fuzzy dan memilih aturan yang paling relevan. Jika ada aturan yang jarang terpakai atau tidak memberikan hasil signifikan, GA akan “menyusutkan” pengaruhnya sehingga Inferensi menjadi lebih efisien dan akurat.

3) Dwfuzzifikasi (Mengubah nilai fuzzy ke output crisp)

Output fuzzy dari berbagai aturan kemudian diubah menjadi nilai *crisp* melalui metode *Center of Gravity* (COG). Misalnya, jika kombinasi aturan mengarah ke “Diet Sehat”, maka hasil *defuzzifikasi* bisa menghasilkan nilai crisp 1,2 pada rentang 0–3, yang dikonversi ke rekomendasi Diet Sehat beserta penyesuaian kalorinya. Peran GA, **GA** mengoptimasi parameter *defuzzifikasi*, sehingga titik pusat area keanggotaan dihitung berdasarkan fungsi keanggotaan yang sudah disesuaikan dengan data nyata. Ini meningkatkan akurasi hasil akhir.

G. Flowchart Sistem

Untuk mempermudah pemahaman mengenai alur proses dalam sistem pendukung keputusan yang dikembangkan, dibuatlah sebuah flowchart yang menggambarkan tahapan interaksi antara pengguna dan sistem. Flowchart ini menyajikan langkah-langkah mulai dari pengguna mengakses website hingga sistem memberikan hasil rekomendasi program yang sesuai. Setiap proses dijelaskan secara terstruktur untuk memperlihatkan integrasi antara input pengguna, pemrosesan dengan logika fuzzy, dan output yang ditampilkan. Visualisasi ini penting untuk menggambarkan bagaimana data diproses secara sistematis melalui komponen-komponen fuzzy logic dalam sistem.



Gambar 2. Flowchart Sistem (dibuat oleh penulis, 2025)

Flowchart pada Gambar 2 menggambarkan alur kerja sistem pendukung keputusan yang dirancang untuk memberikan rekomendasi program diet atau bulking berbasis logika fuzzy. Proses dimulai ketika pengguna mengakses website dan mengisi form input berupa data berat badan, tinggi badan, usia, tingkat aktivitas, serta tujuan (diet atau bulking). Data tersebut kemudian dikirim ke backend untuk diproses menggunakan metode logika fuzzy. Tahapan pertama dalam pemrosesan fuzzy adalah fuzzifikasi, yaitu mengubah data input numerik menjadi nilai fuzzy. Selanjutnya, sistem menerapkan rule fuzzy yang telah ditentukan untuk menganalisis data tersebut. Setelah itu, dilakukan proses defuzzifikasi untuk mengubah output fuzzy menjadi nilai konkret yang dapat diinterpretasikan. Hasil akhir dari proses ini adalah rekomendasi program yang paling sesuai, yang kemudian ditampilkan kepada pengguna melalui antarmuka website. Flowchart ini menggambarkan bagaimana sistem secara terstruktur mengelola data hingga menghasilkan keputusan yang relevan.

H. Wireframe Sistem

Wireframe sistem berikut menggambarkan rancangan awal tampilan antarmuka dari sistem yang akan dikembangkan. Dalam tampilan ini, pengguna dapat memasukkan data input seperti usia, berat badan, tinggi badan, tingkat aktivitas fisik, dan tujuan program. Sistem kemudian akan memproses data tersebut melalui logika fuzzy untuk menghasilkan rekomendasi yang sesuai. Hasil rekomendasi ditampilkan secara jelas agar pengguna dapat memahami program diet atau bulking yang paling cocok bagi mereka.

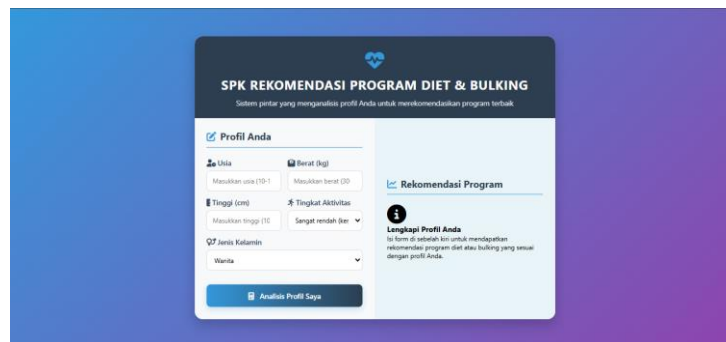


Gambar 3. Wireframe Sistem (dibuat oleh penulis, 2025)

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

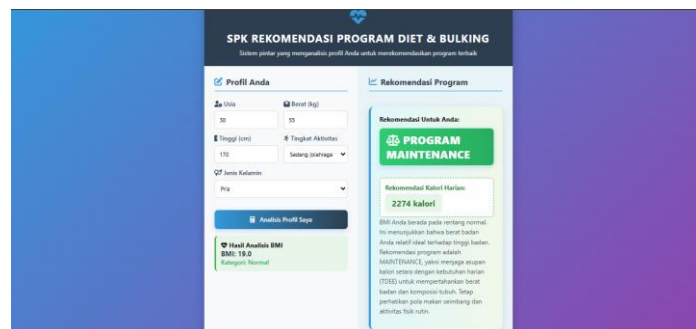
A. Implementasi Sistem

Sistem Pendukung Keputusan (SPK) yang dikembangkan memberikan rekomendasi program diet atau bulking secara personal dengan memanfaatkan fuzzy logic yang dioptimasi Genetic Algorithm (GA). Sistem berbasis web ini dibangun dengan Python untuk logika backend dan HTML/CSS untuk antarmuka, sehingga mudah diakses pengguna. Proses inferensi menggunakan metode Mamdani karena keunggulannya dalam memberikan output yang dapat dipahami. Data masukan berupa usia, berat badan, tinggi badan, aktivitas fisik, dan tujuan pengguna akan diproses melalui tahapan fuzzifikasi, inferensi fuzzy, dan defuzzifikasi. Output berupa rekomendasi kategori program seperti Diet Ketat, Diet Sehat, Bulking Ringan, Bulking Maksimal, serta Program Maintenance, lengkap dengan perhitungan kebutuhan kalori harian.



Gambar 4. Tampilan Antarmuka Input Data Sistem SPK Diet & Bulking (dibuat oleh penulis, 2025)

Antarmuka input sistem dirancang sederhana agar pengguna mudah mengisi data seperti usia, berat badan, tinggi badan, aktivitas fisik, dan tujuan program. Data ini menjadi dasar penghitungan Indeks Massa Tubuh (IMT) yang kemudian diolah dengan fuzzy logic. Gambar 5 menunjukkan antarmuka input yang dibuat penulis untuk mengilustrasikan cara sistem menerima data. Proses inferensi Mamdani memanfaatkan aturan IF-THEN seperti, “Jika usia = muda dan IMT = gemuk dan aktivitas = rendah, maka rekomendasi = diet intensif.” Hasil inferensi berupa output fuzzy lalu diproses dengan defuzzifikasi metode Center of Gravity (COG). Dengan cara ini, nilai fuzzy diubah menjadi nilai numerik yang mudah diinterpretasikan menjadi rekomendasi nyata bagi pengguna.



Gambar 5. Tampilan Output Sistem SPK Diet & Bulking (dibuat oleh penulis, 2025)

Gambar 5 menunjukkan tampilan hasil rekomendasi sistem setelah proses defuzzifikasi. Dalam contoh tersebut, sistem memberikan rekomendasi “Program Maintenance” dengan kebutuhan kalori harian sebesar 2274 kalori. Rekomendasi ini disertai penjelasan singkat mengenai kondisi pengguna, misalnya “BMI Anda berada pada rentang normal sehingga tidak diperlukan penyesuaian signifikan terhadap asupan kalori. Pertahankan pola makan seimbang dan tingkat aktivitas fisik rutin.” Tampilan output ini memastikan sistem memberikan hasil yang jelas, transparan, dan dapat dipercaya oleh pengguna, karena setiap rekomendasi disertai alasan dan angka pendukung yang relevan.

B. Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk memastikan SPK bekerja sesuai harapan dalam memberikan rekomendasi program. Black-box testing digunakan untuk menguji fungsionalitas, dan hasil output sistem divalidasi dengan pendapat personal trainer. Sepuluh data uji dimasukkan ke sistem untuk melihat apakah hasil rekomendasi selaras dengan rekomendasi ahli kebugaran. Tabel hasil pengujian menunjukkan tingkat kecocokan 100% (10 dari 10 data sesuai). Hasil ini menegaskan bahwa sistem mampu mereplikasi rekomendasi ahli dalam menentukan diet, maintenance, atau bulking dengan tingkat keandalan yang sangat baik.

TABEL 10
HASIL PENGUJIAN BLACK BOX SISTEM SPK DIET & BULKING

No	Usia	Berat (Kg)	Tinggi (Cm)	Aktivitas	Output Sistem	Output Ahli	Status
1	22	80	170	Rendah	Diet	Diet	Sesuai
2	30	75	180	Sedang	Normal	Normal	Sesuai
3	28	65	165	Tinggi	Normal	Normal	Sesuai
4	40	90	170	Rendah	Diet	Diet	Sesuai
5	35	50	160	Sedang	Normal	Normal	Sesuai
6	19	55	165	Tinggi	Normal	Normal	Sesuai
7	45	85	172	Sedang	Diet	Diet	Sesuai
8	32	62	168	Tinggi	Normal	Normal	Sesuai
9	27	95	175	Rendah	Diet	Diet	Sesuai
10	38	70	170	Sedang	Normal	Normal	Sesuai

Dengan tingkat kecocokan 100% (10 dari 10 data uji), sistem dapat dikategorikan sangat andal untuk digunakan sebagai alat bantu keputusan dalam menentukan program diet, bulking, maupun maintenance. Hasil ini juga menunjukkan bahwa integrasi Genetic Algorithm (GA) berhasil meningkatkan akurasi fuzzy logic, sehingga sistem mampu memberikan rekomendasi yang konsisten dengan pendapat ahli kebugaran.

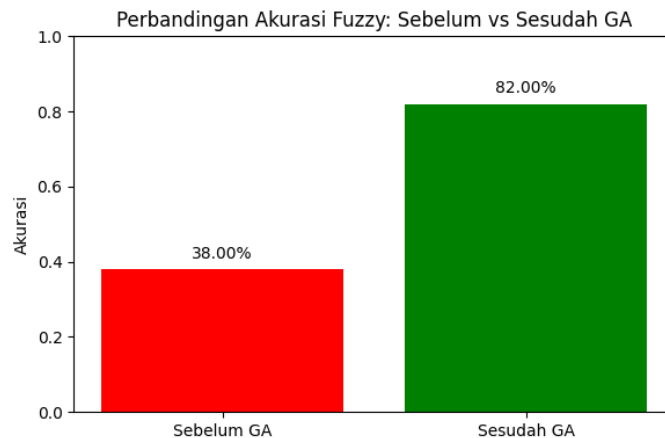
C. Hasil Optimasi Genetic Algorithm

Pengujian sistem dilakukan untuk membandingkan kinerja metode *Fuzzy Logic* konvensional dengan sistem yang dioptimasi menggunakan *Genetic Algorithm* (Fuzzy-GA). Evaluasi dilakukan terhadap 50 data pengguna yang telah divalidasi oleh ahli kebugaran.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa akurasi sistem meningkat secara signifikan dari 38% pada metode Fuzzy Logic konvensional menjadi 82% setelah dilakukan optimasi menggunakan GA. Selain akurasi, peningkatan juga terlihat pada nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score*, yang menunjukkan bahwa sistem mampu memberikan rekomendasi program diet dan *bulking* dengan lebih konsisten dan sesuai dengan kondisi nyata pengguna. Perbandingan hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel berikut.

TABEL 11
PERBANDINGAN KINERJA SISTEM FUZZY KONVERSIAL DAN FUZZY-GA

Metrik Evaluasi	Fuzzy Logic Konvensional	Fuzzy-GA (Setelah Optimasi)
Akurasi	38%	82%
Presisi	41%	85%
Recall	40%	81%
F1-Score	39%	83%
MSE	0,162	0,045



Gambar 6. Perbandingan Akurasi Fuzzy Sebelum dan Sesudah GA (dibuat oleh penulis, 2025)

Gambar 6 memperlihatkan perbandingan akurasi sistem fuzzy sebelum dan sesudah optimasi GA. Grafik menampilkan dua batang, merah untuk sebelum GA dan hijau untuk sesudah GA, menunjukkan peningkatan nyata setelah proses optimasi. Tingkat adaptabilitas sistem juga tinggi, karena sistem mampu menyesuaikan rekomendasi dengan variasi input pengguna. Kombinasi fuzzy logic dan GA terbukti meningkatkan fleksibilitas dan akurasi sistem dalam menangani data kebugaran yang bervariasi.

Peningkatan akurasi dari 38% menjadi 82% menunjukkan bahwa *Genetic Algorithm* (GA) mampu mengoptimasi parameter fuzzy secara signifikan. Secara teori, GA bekerja dengan prinsip evolusi biologis yang melibatkan seleksi, *crossover*, dan *mutasi* untuk menghasilkan populasi solusi baru yang lebih baik dari generasi sebelumnya.

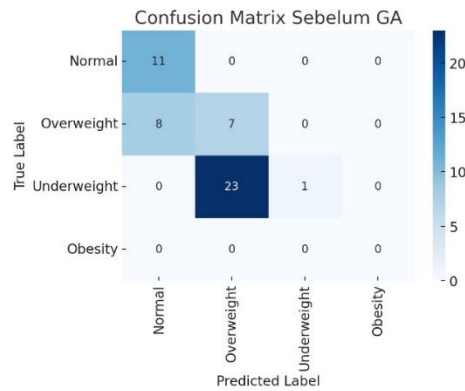
Pada sistem ini, GA mengoptimasi batas fungsi keanggotaan yang sebelumnya ditentukan secara manual. Batas yang ditetapkan manual sering kali tidak sesuai dengan distribusi data pengguna di dunia nyata, sehingga menyebabkan kesalahan klasifikasi. Setelah dilakukan optimasi menggunakan GA, batas fungsi keanggotaan menjadi lebih adaptif terhadap pola data responden. Akibatnya, sistem mampu memetakan input pengguna dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan Fuzzy-GA berhasil mengatasi keterbatasan metode fuzzy konvensional yang cenderung statis. Dengan adanya optimasi berbasis GA, sistem mampu belajar dari data pengguna dan menyesuaikan parameter secara otomatis, sehingga hasil rekomendasi menjadi lebih personal dan realistis.

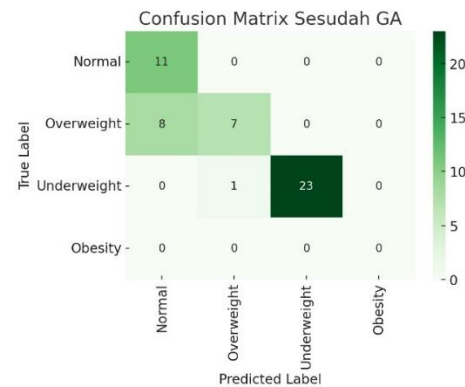
Temuan ini membuktikan bahwa model Fuzzy-GA tidak hanya memberikan akurasi lebih tinggi, tetapi juga meningkatkan stabilitas output sistem, yang tercermin dari nilai *Mean Squared Error* (MSE) dan *Steady State Error* (Ess) yang lebih rendah. Dengan demikian, integrasi GA terbukti memberikan kontribusi nyata terhadap peningkatan performa sistem pendukung keputusan di bidang kebugaran.

D. Analisis Confusion Matrix

Confusion Matrix digunakan untuk memvisualisasikan hasil prediksi sistem sebelum dan sesudah optimasi GA. Matriks ini memberikan gambaran jumlah prediksi benar dan salah pada setiap kategori, sehingga memudahkan analisis kesalahan. Sebelum optimasi, terlihat bahwa sebagian besar data kategori *Overweight* diklasifikasikan sebagai *Underweight*. Hal ini menjadi penyebab utama rendahnya akurasi dan nilai recall pada kategori *Overweight*. Setelah optimasi GA, kesalahan ini berkurang drastis dan distribusi prediksi menjadi lebih seimbang.



Gambar 7. Confusion Matrix Sebelum Optimasi GA (dibuat oleh penulis, 2025)



Gambar 8. Confusion Matrix Setelah Optimasi GA (dibuat oleh penulis, 2025)

Berdasarkan Gambar 7 dan Gambar 8, terlihat bahwa kesalahan klasifikasi pada kategori Overweight berkurang dari 23 kasus menjadi hanya 1 kasus. Perubahan ini menunjukkan keberhasilan GA dalam menyesuaikan parameter model sehingga batas antar kategori menjadi lebih jelas. Selain itu, kategori Normal dan Underweight juga mempertahankan kinerja yang stabil. Peningkatan akurasi dari 38% menjadi 82% membuktikan bahwa optimasi GA sangat efektif dalam memperbaiki performa sistem.

E. Classification Report Sebelum dan Sesudah GA

	precision	recall	f1-score	support
Normal	0.23	0.47	0.31	15
Overweight	1.00	0.04	0.08	24
Underweight	0.58	1.00	0.73	11
accuracy			0.38	50
macro avg	0.60	0.50	0.37	50
weighted avg	0.68	0.38	0.29	50

Gambar 9. Classification Report Sebelum GA (dibuat oleh penulis, 2025)

	precision	recall	f1-score	support
Normal	0.88	0.47	0.61	15
Overweight	1.00	0.96	0.98	24
Underweight	0.58	1.00	0.73	11
accuracy			0.82	50
macro avg	0.82	0.81	0.77	50
weighted avg	0.87	0.82	0.81	50

Gambar 10. Classification Report SesudahGA (dibuat oleh penulis, 2025)

IV. SIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan Sistem Pendukung Keputusan (SPK) berbasis *Fuzzy Logic* yang dioptimasi dengan *Genetic Algorithm* (GA) untuk menentukan program diet dan bulking yang sesuai dengan kondisi fisik pengguna. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem Fuzzy-GA memberikan peningkatan akurasi dari 38% menjadi 82% dibandingkan metode fuzzy konvensional. Peningkatan ini terjadi karena GA mampu mengoptimasi batas fungsi keanggotaan dan bobot aturan fuzzy agar lebih sesuai dengan pola data responden. Sistem yang dikembangkan menghasilkan rekomendasi yang adaptif, presisi, dan sesuai dengan kebutuhan individu, sehingga berpotensi menjadi alat bantu efektif bagi masyarakat umum, pelatih kebugaran, maupun ahli gizi. Namun demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Jumlah data uji yang hanya mencakup 50 responden dari satu lokasi gym membatasi generalisasi hasil penelitian. Selain itu, parameter input seperti tingkat aktivitas dan tujuan program masih didasarkan pada *self-report* pengguna yang berpotensi menimbulkan bias data. Model juga belum mempertimbangkan faktor penting lainnya seperti persentase lemak tubuh, riwayat kesehatan, pola tidur, serta preferensi makanan yang dapat memengaruhi akurasi rekomendasi nutrisi. Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan memperluas jumlah dan keragaman responden agar sistem semakin robust dan mampu beradaptasi dengan populasi lebih luas. Integrasi variabel tambahan seperti *body fat percentage*, *macronutrient preferences*, dan rekam medis dapat meningkatkan kualitas rekomendasi. Selain itu, pengembangan aplikasi mobile berbasis machine learning yang mampu melakukan pembelajaran berkelanjutan (*continuous learning*) dari pengguna akan membuat sistem semakin personal dan akurat dalam memberikan rekomendasi program diet maupun bulking di dunia nyata.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Aamir, K. M., Sarfraz, L., Ramzan, M., Bilal, M., Shafi, J., & Attique, M. (2021). A fuzzy rule-based system for classification of diabetes. *Sensors*, 21(23). <https://doi.org/10.3390/s21238095>
- [2] Alves, R. C., Prestes, J., Enes, A., de Moraes, W. M. A., Trindade, T. B., de Salles, B. F., Aragon, A. A., & Souza-Junior, T. P. (2020). Training Programs Designed for Muscle Hypertrophy in Bodybuilders: A Narrative Review. *Sports*, 8(11). <https://doi.org/10.3390/sports8110149>
- [3] Asghari, G., Ejtahed, H.-S., Sarsharzadeh, M.-M., Nazari, P., & Mirmiran, P. (2013). Designing Fuzzy Algorithms to Develop Healthy Dietary Pattern. *International Journal of Endocrinology and Metabolism*, 11(3). <https://doi.org/10.5812/ijem.9927>
- [4] Candra, F. (2020). APLIKASI SMARTDIET MENGGUNAKAN LOGIKA FUZZY BERBASIS ANDROID. *JURNAL FASILKOM*, 10(2), 73–83. <https://doi.org/10.37859/jf.v10i2.2092>
- [5] Chavan, S. V., & Sambare, S. S. (2015). Study of Diet Recommendation System based on Fuzzy Logic and Ontology. Dalam *International Journal of Computer Applications* (Vol. 132).
- [6] Costa, T. J. L., Fidelis, R., Munck, L., Horst, D. J., & De Andrade Junior, P. P. (2023). Using the OKR Method and Fuzzy Logic to Determine the Level of Sustainability in Restaurants. *Sustainability (Switzerland)*, 15(7). <https://doi.org/10.3390/su15076065>
- [7] Dai, B., Chen, R. C., Zhu, S. Z., & Huang, C. Y. (2016). A fuzzy recommendation system for daily water intake. *Advances in Mechanical Engineering*, 8(5), 1–8. <https://doi.org/10.1177/1687814016649937>
- [8] Detopoulou, P., Papandreou, P., Papadopoulou, L., & Skouroliakou, M. (2023). Implementation of a Nutrition-Oriented Clinical Decision Support System (CDSS) for Weight Loss during the COVID-19 Epidemic in a Hospital Outpatient Clinic: A 3-Month Controlled Intervention Study. *Applied Sciences (Switzerland)*, 13(16). <https://doi.org/10.3390/app13169448>
- [9] Ding, H., Tian, J., Yu, W., Wilson, D. I., Young, B. R., Cui, X., Xin, X., Wang, Z., & Li, W. (2023). The Application of Artificial Intelligence and Big Data in the Food Industry. Dalam *Foods* (Vol. 12, Nomor 24). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/foods12244511>
- [10] El-Atik, A. A., Abu-Gdairi, R., Nasef, A. A., Jafari, S., & Badr, M. (2023). Fuzzy Soft Sets and Decision Making in Ideal Nutrition. *Symmetry*, 15(8). <https://doi.org/10.3390/sym15081523>
- [11] Giannopoulos, A. J., Kottaras, S., Allanigue, B., Coish, J. M., Ditor, D. S., Fajardo, V. A., & Klentrou, P. (2025). A Pilot 24-Week ‘Bulk and Cut’ Dietary Protocol Combined with Resistance Training Is Feasible and Improves Body Composition and TNF- α Concentrations in Untrained Adult Males. *Nutrients*, 17(7). <https://doi.org/10.3390/nu17071265>

- [12] Goldman, D. M., Warbeck, C. B., & Karlsen, M. C. (2024). Completely Plant-Based Diets That Meet Energy Requirements for Resistance Training Can Supply Enough Protein and Leucine to Maximize Hypertrophy and Strength in Male Bodybuilders: A Modeling Study. *Nutrients*, 16(8). <https://doi.org/10.3390/nu16081122>
- [13] Hernández-Julio, Y. F., Prieto-Guevara, M. J., Nieto-Bernal, W., Meriño-Fuentes, I., & Guerrero-Avendaño, A. (2019). Framework for the development of data-driven mamdani-type fuzzy clinical decision support systems. *Diagnostics*, 9(2). <https://doi.org/10.3390/diagnostics9020052>
- [14] Hosseini Leila M., Jafarirad Sima, & Hadianfard Ali M. (2023). A fuzzy based dietary clinical decision support system for patients with multiple chronic conditions (MCCs).
- [15] Iraki, J., Fitschen, P., Espinar, S., & Helms, E. (2019). Nutrition recommendations for bodybuilders in the off-season: A narrative review. *Dalam Sports* (Vol. 7, Nomor 7). MDPI. <https://doi.org/10.3390/sports7070154>
- [16] Kanatas, P., Travlos, I. S., Gazoulis, I., Tataridas, A., Tsekoura, A., & Antonopoulos, N. (2020). Benefits and limitations of decision support systems (DSS) with a special emphasis on weeds. *Dalam Agronomy* (Vol. 10, Nomor 4). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/agronomy10040548>
- [17] Klement, E. P., & Mesiar, R. (2018). L-fuzzy sets and isomorphic lattices: Are all the “new” results really new? *Mathematics*, 6(9). <https://doi.org/10.3390/MATH6090146>
- [18] Lima, J. F., Patiño-León, A., Orellana, M., & Zambrano-Martinez, J. L. (2025). Evaluating the Impact of Membership Functions and Defuzzification Methods in a Fuzzy System: Case of Air Quality Levels. *Applied Sciences (Switzerland)*, 15(4). <https://doi.org/10.3390/app15041934>
- [19] Mait, C. D., Watuseke, J. A., Saerang, P. D. G., & Joshua, S. R. (2022). Sistem Pendukung Keputusan Menggunakan Fuzzy Logic Tahani Untuk Penentuan Golongan Obat Sesuai Dengan Penyakit Diabetes. *JURNAL MEDIA INFOTAMA*, 18(2), 344–353. <https://doi.org/10.37676/jmi.v18i2.2936>
- [20] Marashi-Hosseini, L., Jafarirad, S., & Hadianfard, A. M. (2023). A fuzzy based dietary clinical decision support system for patients with multiple chronic conditions (MCCs). *Scientific Reports*, 13(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-39371-4>
- [21] Michalíková, A. (2025). Explanation of Air Quality Data Using Takagi–Sugeno Fuzzy Inference System. *Applied Sciences (Switzerland)*, 15(7). <https://doi.org/10.3390/app15073461>
- [22] Nelson, M. C., Story, M., Larson, N. I., Neumark-Sztainer, D., & Lytle, L. A. (2018). Emerging Adulthood and College-aged Youth: An Overlooked Age for Weight-related Behavior Change. *Obesity*, 16(10), 2205–2211. <https://doi.org/10.1038/oby.2008.365>
- [23] Nudin, S. R., Yudah, A., & Pratama, T. (2018). SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PEMILIHAN SUPLEMEN UNTUK PROGRAM LATIHAN FITNES MENGGUNAKAN BASIS DATA FUZZY MODEL TAHANI. <http://duniafitnes.com>
- [24] Nurhasanah, Y. I., Nana Hermana, A., & Arga Hutama, M. (2017). Decision Support Systems to Selection of Diet Type Using Fuzzy Sugeno and NaÄ ve Bayes Method. *IJAIT (International Journal of Applied Information Technology)*, 1(02), 115. <https://doi.org/10.25124/ijait.v1i02.894>
- [25] Osman, T., Mahjabeen, M., Psyche, S. S., Urmi, A. I., Ferdous, J. M. S., & Rahman, R. M. (2017). Application of Fuzzy Logic for Adaptive Food Recommendation. *International Journal of Fuzzy System Applications*, 6(2), 110–133. <https://doi.org/10.4018/IJFSA.2017040106>
- [26] Palma dos Reis, C. R., Serrano, F., Fonseca, M. J., Martins, A. T., Campos, A., McMahon, G. M., & Barros, H. (2022). The fetal origins of disease: a prospective cohort study on the association of preeclampsia and childhood obesity. *Journal of Developmental Origins of Health and Disease*, 13(1), 68–74. <https://doi.org/10.1017/S2040174421000027>
- [27] Pantelić, S., Vulević, B., & Milić, S. (2023). Fuzzy Decision Algorithm for Health Impact Assessment in a 5G Environment. *Applied Sciences (Switzerland)*, 13(11). <https://doi.org/10.3390/app13116439>
- [28] Papakonstantinou, E., Oikonomou, C., Nychas, G., & Dimitriadis, G. D. (2022). Effects of Diet, Lifestyle, Chrononutrition and Alternative Dietary Interventions on Postprandial Glycemia and Insulin Resistance. *Dalam Nutrients* (Vol. 14, Nomor 4). MDPI. <https://doi.org/10.3390/nu14040823>
- [29] Petrauskas, V., Jasinevicius, R., Damuleviciene, G., Liutkevicius, A., Janaviciute, A., Lesauskaite, V., Knasiene, J., Meskauskas, Z., Dovydaitis, J., Kazanavicius, V., & Bitinaite-paskeviciene, R. (2021). Explainable artificial intelligence-based decision support system for assessing the nutrition-related geriatric syndromes. *Applied Sciences (Switzerland)*, 11(24). <https://doi.org/10.3390/app112411763>
- [30] Piotrowski, A., Coenen, J., Rupietta, C., Basten, J., Muth, C., Söling, S., Zimmer, V., Karbach, U., Kellermann-Mühlhoff, P., & Köberlein-Neu, J. (2023). Factors facilitating the implementation of a clinical decision support system in primary care practices: a fuzzy set qualitative comparative analysis. *BMC Health Services Research*, 23(1). <https://doi.org/10.1186/s12913-023-10156-9>
- [31] Pop, M. D., Pescaru, D., & Micea, M. V. (2023). Mamdani vs. Takagi-Sugeno Fuzzy Inference Systems in the Calibration of Continuous-Time Car-Following Models. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 23(21). <https://doi.org/10.3390/s23218791>
- [32] Priyono, R. A., & Surendro, K. (2013). Nutritional Needs Recommendation based on Fuzzy Logic. *Procedia Technology*, 11, 1244–1251. <https://doi.org/10.1016/j.protcy.2013.12.320>
- [33] Reza Safdari, Hadi Kazemi Arpanahi, Mostafa Langarizadeh, Marjan Ghazisaiedi, Hossein Dargahi, & Kazem Zendehehd. (2018). *Design a Fuzzy Rule-based Expert System to Aid Earlier Diagnosis of Gastric Cancer*.
- [34] Saatchi, R. (2024). Fuzzy Logic Concepts, Developments and Implementation. *Information (Switzerland)*, 15(10). <https://doi.org/10.3390/info15100656>
- [35] Safaei, M., A. Sundararajan, E., Asadi, S., Nilashi, M., Ab Aziz, M. J., Saravanan, M. S., Abdelhaq, M., & Alsaqour, R. (2022). A Hybrid MCDM Approach Based on Fuzzy-Logic and DEMATEL to Evaluate Adult Obesity. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(23). <https://doi.org/10.3390/ijerph192315432>
- [36] Sardinha, L., Baleiras, J. V., Sousa, S., Lima, T. M., & Gaspar, P. D. (2024). Decision Support System (DSS) for Improving Production Ergonomics in the Construction Sector. *Processes*, 12(11). <https://doi.org/10.3390/pr12112503>
- [37] Schäfer, H., Lajmi, N., Valente, P., Pedrioli, A., Cigoianu, D., Hoehne, B., Schenk, M., Guo, C., Singhrao, R., Gmuer, D., Ahmed, R., Silchmüller, M., & Ekinci, O. (2025). The Value of Clinical Decision Support in Healthcare: A Focus on Screening and Early Detection. *Dalam Diagnostics* (Vol. 15, Nomor 5). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/diagnostics15050648>
- [38] Shrimal, M., Khavnekar, M., Thorat, S., & Jyoti, D. (2021). *Nutriflow: A Diet Recommendation System*. <https://ssrn.com/abstract=3866863>
- [39] Tay, E., Barnett, D., Rowland, M., Kerse, N., Edlin, R., Waters, D. L., Connolly, M., Pillai, A., Tupou, E., & Teh, R. (2023). Sociodemographic and Health Indicators of Diet Quality in Pre-Frail Older Adults in New Zealand. *Nutrients*, 15(20). <https://doi.org/10.3390/nu15204416>

- [40] UYAR, O. (2016). Preparing Diet List Suggestion with Fuzzy Expert System. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, 4(Special Issue-1), 58–62. <https://doi.org/10.18201/ijisae.266528>
- [41] Valenzuela, P. L., Castillo-garcía, A., Lucia, A., & Naclerio, F. (2021). Effects of combining a ketogenic diet with resistance training on body composition, strength, and mechanical power in trained individuals: A narrative review. Dalam *Nutrients* (Vol. 13, Nomor 9). MDPI. <https://doi.org/10.3390/nu13093083>
- [42] Woo, S., Park, J., Lee, J.-Y., & Kweon, I. S. (2018). *CBAM: Convolutional Block Attention Module*. <http://arxiv.org/abs/1807.06521>