

Optimasi Menu Diet Personalisasi Bagi Penderita Obesitas Menggunakan Algoritma Genetika

Bintang Akbar Dwiandika Effendi, Dian Puspita Hapsari

Teknik Informatika, Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya

Email: bintang.akbardw@gmail.com, dian.puspita@itats.ac.id

Diajukan: 12-08-2026
Direvisi: 07-09-2026

Disetujui: 14-09-2026
Diterbitkan: 30-09-2026

Abstract. This stud implementation of a Genetic Algorithm (GA) to automate the provision of a 7-day personalised diet menu for individuals with obesity. The system calculates daily energy requirements using the Harris-Benedict equation to obtain the Basal Metabolic Rate (BMR) and Total Daily Energy Expenditure (TDEE), then applies a 25% caloric deficit to determine the daily calorie target, which is subsequently broken down into carbohydrate, protein, and fat proportions that form the reference for the GA fitness function. Chromosomes are represented by 105 genes drawn from 127 Indonesian food items grouped into three food pools (carbohydrate, protein, and vegetable), with selection, crossover, and mutation processes evaluated through One Factor at a Time (OFAT) testing and cross-profile robustness testing. Test results show that the GA produces diet menus with average deviations of 1.27% for calories, 1.83% for protein, 1.60% for fat, and 1.41% for carbohydrate, well below the established tolerance threshold. Among six candidate parameter sets evaluated through cross-profile robustness testing, the configuration of Population Size = 300, Generations = 500, Crossover Rate = 0.8, and Mutation Rate = 0.01 exhibited the most consistent performance across user profiles (smallest fitness range), achieving an average global fitness of 0.995650, and is therefore proposed as the recommended configuration. This study demonstrates that GA is effective and robust in solving the personalised diet menu optimisation problem for individuals with obesity.

Keywords: diet menu, Genetic Algorithm, obesity, fitness function, optimisation

Abstrak. Penelitian ini menyajikan implementasi Algoritma Genetika (GA) untuk automasi penyediaan menu diet 7 hari yang dipersonalisasi bagi penderita obesitas. Sistem menghitung kebutuhan energi harian menggunakan persamaan Harris-Benedict untuk memperoleh Basal Metabolic Rate (BMR) dan Total Daily Energy Expenditure (TDEE), kemudian menerapkan defisit kalori 25% untuk menentukan target kalori harian, yang selanjutnya dipecah menjadi proporsi karbohidrat, protein, dan lemak sebagai acuan fungsi fitness pada GA. Kromosom direpresentasikan oleh 105 gen dari 127 jenis makanan Indonesia yang dikelompokkan ke dalam tiga food pool (karbohidrat, protein, sayuran), dengan proses seleksi, crossover, dan mutasi yang dievaluasi melalui pengujian OFAT (One Factor at a Time) serta pengujian cross-profile robustness. Hasil pengujian menunjukkan GA mampu menghasilkan menu diet dengan rata-rata deviasi kalori sebesar 1,27%, protein 1,83%, lemak 1,60%, dan karbohidrat 1,41%, jauh di bawah ambang toleransi yang ditetapkan. Dari enam set parameter kandidat yang diuji melalui cross-profile robustness test, konfigurasi Population Size=300, Generations=500, Crossover Rate=0,8, dan Mutation Rate=0,01 menunjukkan performa paling konsisten lintas profil pengguna (range fitness terkecil), dengan rata-rata fitness global 0,995650, sehingga direkomendasikan sebagai konfigurasi parameter yang disarankan. Penelitian ini membuktikan bahwa GA efektif dan robust dalam menyelesaikan permasalahan optimasi menu diet personalisasi bagi penderita obesitas.

Kata Kunci: Algoritma Genetika, fungsi fitness, menu diet, obesitas, optimasi

1. Pendahuluan

Obesitas merupakan kondisi kelebihan lemak tubuh yang terjadi akibat konsumsi kalori yang melebihi kalori yang dikeluarkan, dan bukan hanya berdampak pada penampilan fisik tetapi juga meningkatkan risiko diabetes melitus, penyakit jantung, dan stroke (Badriyah dan Pratiwi, 2024). Organisasi Kesehatan Dunia menyatakan obesitas sebagai krisis kesehatan global yang membutuhkan perhatian mendesak (WHO, 2023). Selain berdampak medis, obesitas juga menimbulkan dampak sosial dan psikologis, sehingga penanganannya memerlukan disiplin pada pola makan, aktivitas fisik, dan penggunaan alat bantu pengendalian gaya hidup sehat.

Salah satu tantangan utama penderita obesitas adalah kesulitan menyusun dan mempertahankan pola makan sehat dalam jangka panjang akibat minimnya pemahaman mengenai proporsi makronutrien, yang sering berujung pada kegagalan program diet dan malnutrisi akibat pembatasan makan yang tidak terkontrol. Kecerdasan buatan berpotensi mengatasi masalah ini melalui panduan diet otomatis yang menyesuaikan menu dengan kebutuhan nutrisi tiap individu. Penelitian terdahulu telah menerapkan pendekatan optimasi algoritmik untuk menyusun meal planning, di antaranya penggunaan Algoritma Genetika berdasarkan target nutrisi per individu (Nur, dkk, 2024). Meskipun demikian, penelitian seperti (Rando dan Rahmat, 2024) masih terbatas pada kecukupan kalori harian tanpa memperhatikan variasi menu untuk perencanaan jangka panjang, sehingga masih terdapat celah penelitian pada penyusunan menu diet jangka panjang yang tetap bervariasi.

Penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem perencanaan menu diet 7 hari bagi penderita obesitas berusia produktif (18-45 tahun) menggunakan Algoritma Genetika dengan 105 gen kromosom yang diambil dari 127 jenis makanan Indonesia. Kebutuhan kalori dihitung menggunakan persamaan Harris-Benedict dengan penerapan defisit kalori sebesar 25% dari kebutuhan energi harian (Pavlidou, dkk, 2023). Sistem tidak mempertimbangkan faktor medis, alergi makanan, maupun aktivitas fisik pengguna secara rinci di luar kategori aktivitas standar, dan bersifat eksperimental tanpa melibatkan uji coba pengguna nyata.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk (1) merancang dan menguji sistem perencanaan menu diet 7 hari berbasis Algoritma Genetika bagi individu obesitas, serta (2) mengevaluasi efektivitas dan kinerja algoritma tersebut dalam menghasilkan solusi menu diet berdasarkan parameter fitness, waktu komputasi, dan jumlah generasi. Hasil penelitian ini diharapkan bermanfaat bagi penderita obesitas maupun ahli gizi sebagai alat bantu otomatis dalam perencanaan menu, sekaligus menjadi landasan akademik penerapan Algoritma Genetika pada bidang kesehatan digital (Megatama, dkk, 2021).

2. Tinjauan Pustaka

Algoritma Genetika adalah metode optimasi heuristik yang terinspirasi oleh mekanisme seleksi alam, pertama kali diperkenalkan oleh Holland (1976). Algoritma ini bekerja dengan menginisialisasi populasi kromosom (solusi kandidat) secara acak, kemudian mengevolusikannya melalui operator seleksi, crossover, dan mutasi selama beberapa generasi sehingga populasi berangsur konvergen menuju solusi dengan nilai fitness terbaik. Srinivas dan Patnaik (1994) menunjukkan bahwa probabilitas crossover dan mutasi yang adaptif dapat meningkatkan kemampuan algoritma dalam menghindari konvergensi prematur, sebuah pertimbangan yang turut mendasari pemilihan rentang parameter pada penelitian ini.

Kebutuhan energi harian seseorang umumnya diestimasi melalui Basal Metabolic Rate (BMR), yaitu jumlah energi minimal yang dibutuhkan tubuh dalam keadaan istirahat total. Pavlidou, dkk (2023) merevisi persamaan Harris-Benedict klasik untuk meningkatkan akurasi estimasi BMR berdasarkan jenis kelamin, berat badan, tinggi badan, dan usia. BMR tersebut kemudian dikalikan dengan faktor aktivitas fisik untuk memperoleh Total Daily Energy Expenditure (TDEE). Venn (2020) menegaskan pentingnya proporsi makronutrien (karbohidrat, protein, dan lemak) yang seimbang, bukan hanya kecukupan kalori semata, dalam menjaga

kesehatan metabolik jangka panjang, sehingga fungsi fitness pada penelitian ini turut memperhitungkan deviasi masing-masing makronutrien, tidak hanya deviasi kalori total.

Pada ranah optimasi menu makanan, Megatama, dkk (2021) menerapkan Algoritma Genetika untuk merekomendasikan menu makanan berdasarkan Recommended Dietary Allowances, sementara Damkliang, dkk (2016) mengembangkan aplikasi smartphone untuk rekomendasi nutrisi dan pengeluaran energi. Kurnianingtyas, dkk (2024) membandingkan kinerja Algoritma Genetika dengan Particle Swarm Optimization pada rekomendasi diet ibu hamil, dan menyimpulkan bahwa Algoritma Genetika unggul dalam representasi solusi yang lebih beragam. Penelitian lanjutan Kurnianingtyas, dkk (2025) menerapkan pendekatan population-based optimization untuk perencanaan menu dengan mempertimbangkan batasan anggaran. Adapun Nur, dkk (2024) dan Rando dan Rahmat (2024) secara spesifik menerapkan Algoritma Genetika pada rekomendasi makanan bagi penderita obesitas, namun keduanya belum menguji robustness parameter secara lintas profil pengguna maupun variasi menu untuk jangka waktu tujuh hari penuh, sehingga menjadi celah yang diisi oleh penelitian ini. Pendekatan berbasis kecerdasan buatan generatif juga mulai dieksplorasi, misalnya oleh Khamesian, dkk (2025) yang memanfaatkan Large Language Model untuk menyusun rencana makan personal, meskipun pendekatan tersebut belum menjamin kepatuhan numerik terhadap target kalori dan makronutrien sebagaimana yang dapat dijamin oleh pendekatan berbasis fungsi fitness pada Algoritma Genetika.

3. Metode Penelitian

3.1. Data dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan dua jenis data utama, yaitu data profil pengguna (jenis kelamin, usia, berat badan, tinggi badan, dan tingkat aktivitas fisik) dan dataset makanan yang berisi 127 item makanan Indonesia dengan atribut kalori, karbohidrat, protein, lemak, dan kategori (karbohidrat, protein, atau sayuran). Dataset makanan bersumber dari Indonesia Food Nutrition Dataset (Kaggle) dan hasil scraping situs NutriNusa, yang digabungkan melalui kategorisasi manual ke dalam tiga food pool, yaitu 74 item pool protein, 28 item pool karbohidrat, dan 25 item pool sayuran, sesuai struktur 105 gen pada kromosom, kemudian disimpan dalam format CSV.

3.2. Analisis Kebutuhan Nutrisi

Sistem mengonversi profil pengguna menjadi target nutrisi melalui empat tahap: (1) klasifikasi status gizi melalui Body Mass Index ($BMI \geq 30,0 \text{ kg/m}^2$ sebagai kriteria inklusi obesitas), (2) perhitungan BMR menggunakan persamaan Harris-Benedict, (3) perhitungan TDEE melalui perkalian BMR dengan faktor aktivitas fisik, dan (4) penetapan target kalori harian melalui pemotongan 25% dari TDEE. Target kalori tersebut selanjutnya dipecah menjadi target karbohidrat (55% kalori dibagi 4 kkal/g), protein (22,5% kalori dibagi 4 kkal/g), dan lemak (22,5% kalori dibagi 9 kkal/g), yang menjadi acuan bagi fungsi fitness.

3.3. Representasi Kromosom

Kromosom dirancang menerapkan hard constraint kategori dengan pola slot tetap per waktu makan, yaitu (1) karbohidrat (2) protein (3) protein (4) protein dan (5) sayuran, sebanyak 5 gen. Setiap hari terdiri atas 3 waktu makan (sarapan, makan siang, makan malam) sehingga menghasilkan 15 gen per hari, dan untuk rencana 7 hari penuh diperoleh total panjang kromosom 7 dikali 3 dikali 5, yaitu 105 gen. Nilai setiap gen merupakan indeks makanan yang mengacu pada food pool sesuai kategorinya, sehingga populasi awal yang terbentuk melalui inisialisasi acak selalu valid secara kategori sejak generasi pertama.

3.4. Fungsi Fitness

Fungsi fitness dirancang berbasis minimisasi penalty, yaitu selisih absolut antara total nutrisi hasil optimasi (kalori, karbohidrat, protein, lemak) dengan target nutrisi harian pengguna

yang dijumlahkan selama 7 hari. Semakin kecil total penalty, semakin tinggi nilai fitness yang dihasilkan melalui transformasi inverse penalty pada skala 0 hingga 1.

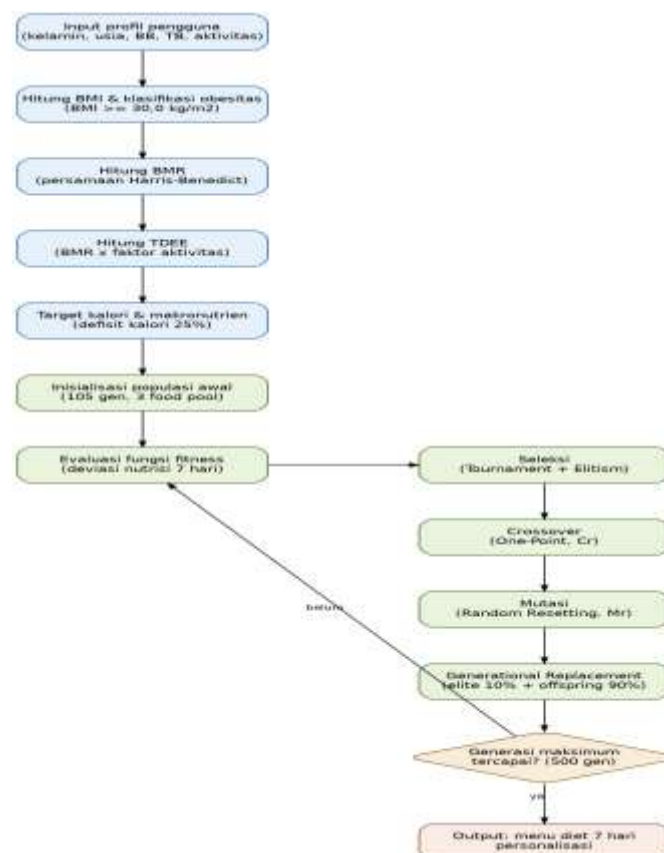
3.5. Operator Genetika

Seleksi orang tua menggunakan Tournament Selection yang dikombinasikan dengan Elitism Selection untuk mempertahankan kromosom terbaik pada setiap generasi. Crossover menggunakan metode One-Point Crossover dengan parameter Crossover Rate (Cr) yang diuji pada nilai 0,6; 0,7; 0,8; dan 0,9. Mutasi menggunakan Random Resetting Mutation, yaitu penggantian nilai gen secara acak namun tetap dibatasi dalam rentang indeks food pool kategori asalnya; Mutation Rate (Mr) diuji pada nilai 0,01; 0,05; 0,1; dan 0,5. Pembentukan generasi baru menggunakan Generational Replacement dengan proporsi elite 10% dan offspring 90% dari ukuran populasi.

3.6. Skenario Pengujian

Pengujian dilakukan dalam dua fase terhadap enam profil pengguna (A sampai F) yang bervariasi dalam jenis kelamin, usia, tingkat obesitas, dan aktivitas fisik. Fase I (Meta-Optimization per Profil) menggunakan pendekatan One Factor at a Time untuk menguji ukuran populasi (50, 100, 200, 300), jumlah generasi (50, 100, 200, 300, 500), serta grid search Crossover Rate dan Mutation Rate secara berurutan pada tiap profil. Fase II (Cross-Profile Robustness Test) menguji silang 36 skenario (6 set parameter kandidat dikali 6 profil pengguna) untuk menemukan satu konfigurasi parameter universal yang memberikan performa terbaik secara merata pada seluruh profil.

3.7. Evaluasi Kinerja dan Hipotesis



Gambar 1. Desain sistem: alur perhitungan kebutuhan nutrisi dan proses optimasi Algoritma Genetika

Kinerja Algoritma Genetika dievaluasi menggunakan empat metrik utama, yaitu Best Fitness, Average Fitness, waktu komputasi, dan jumlah generasi. Dua hipotesis diajukan: H1, Algoritma Genetika mampu mengoptimasi penyusunan menu diet 7 hari dengan deviasi pemenuhan target kalori dan makronutrisi di bawah toleransi maksimal 10%; dan H2, variasi konfigurasi parameter berpengaruh signifikan terhadap kualitas solusi dan kecepatan sistem, dengan kombinasi parameter optimal menghasilkan Best Fitness mendekati 1,0 dan waktu komputasi di bawah 5 detik.

4. Hasil dan Pembahasan

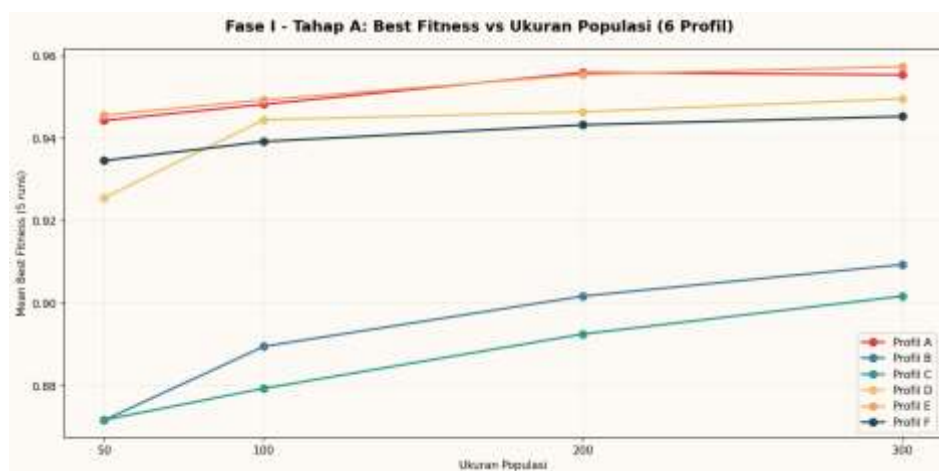
4.1. Parameter Optimal Fase I

Pengujian ukuran populasi, jumlah generasi, serta grid search Crossover Rate dan Mutation Rate pada masing-masing profil menghasilkan konfigurasi parameter optimal sebagaimana dirangkum pada Tabel 1. Seluruh profil mencapai Best Fitness di atas 0,99, dengan Mutation Rate optimal yang konsisten pada 0,01 untuk seluruh profil, sedangkan Crossover Rate bervariasi antara 0,6 sampai 0,9 bergantung karakteristik profil. Seluruh profil juga menunjukkan bahwa 500 generasi merupakan jumlah iterasi paling efektif.

Tabel 1. Parameter optimal Fase I per profil pengguna

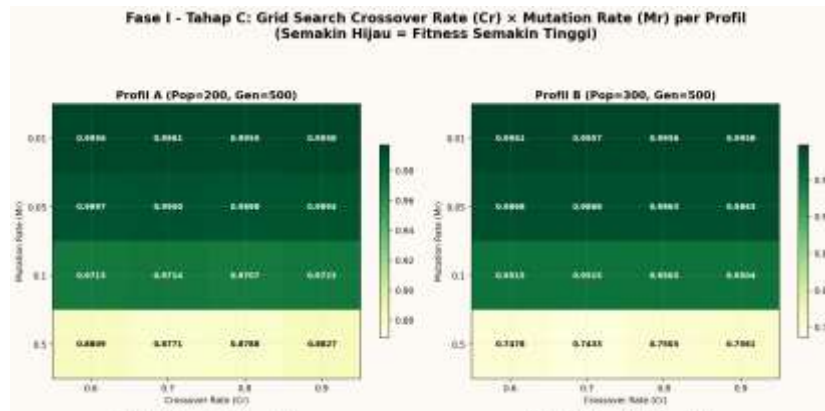
Profil	Deskripsi	Pop	Gen	Cr	Mr	Best Fitness
A	Pria 25 th, 110 kg, Obesitas II, Sedentary	200	500	0,7	0,01	0,996069
B	Wanita 30 th, 90 kg, Obesitas I, Sedentary	300	500	0,6	0,01	0,996131
C	Pria 23 th, 110 kg, Obesitas I, Very Active	300	500	0,8	0,01	0,995377
D	Wanita 27 th, 85 kg, Obesitas I, Moderate	300	500	0,9	0,01	0,996171
E	Pria 45 th, 100 kg, Obesitas I, Lightly Active	300	500	0,6	0,01	0,995876
F	Wanita 19 th, 95 kg, Obesitas II, Lightly Active	300	500	0,7	0,01	0,996239

Pada Gambar 2 dapat dilihat bahwa nilai Best Fitness meningkat seiring bertambahnya ukuran populasi pada seluruh profil, namun mulai melandai (diminishing return) setelah ukuran populasi 200-300, sehingga populasi 300 dipilih sebagai titik keseimbangan antara kualitas solusi dan waktu komputasi.



Gambar 2. Best Fitness terhadap ukuran populasi pada 6 profil pengguna

Gambar 3 menyajikan hasil grid search Crossover Rate terhadap Mutation Rate pada tiap profil. Pola yang konsisten pada seluruh profil menunjukkan bahwa Mutation Rate=0,01 selalu menghasilkan fitness tertinggi (area hijau tua), sedangkan Mutation Rate=0,5 secara drastis menurunkan fitness akibat gangguan eksplorasi berlebih (area hijau muda), sementara variasi Crossover Rate memberi pengaruh yang relatif kecil dibandingkan Mutation Rate.



Gambar 3. Grid search Crossover Rate x Mutation Rate per profil pengguna

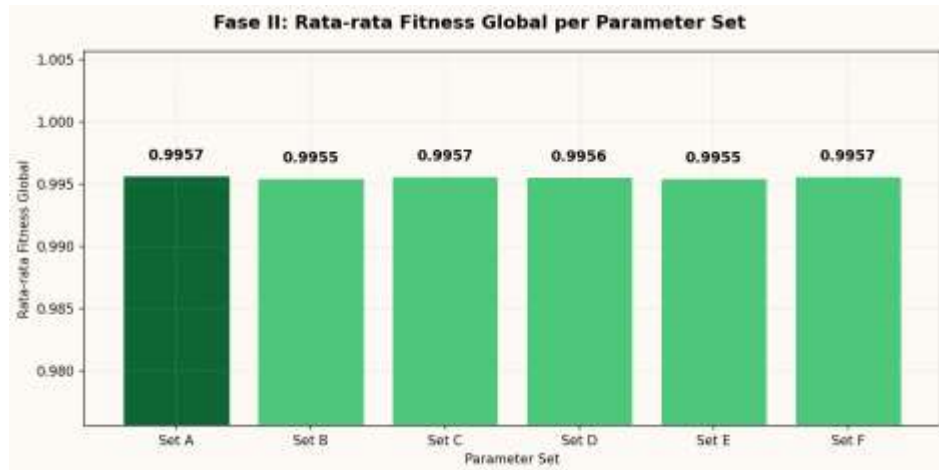
4.2. Super Parameter Configuration (Fase II)

Hasil pengujian silang cross-profile robustness terhadap 36 skenario menetapkan Set C (Population Size=300, Generations=500, Crossover Rate=0,8, Mutation Rate=0,01) sebagai Super Parameter Configuration. Sebagaimana disajikan pada Tabel 2, rata-rata fitness global Set C (0,995650) berada sangat dekat dengan nilai tertinggi yang dicapai Set A (0,995695), namun Set C memiliki range fitness terkecil di antara seluruh kandidat set, sehingga dipilih bukan karena nilai rata-rata mutlak tertinggi, melainkan karena konsistensi performanya lintas profil pengguna. Set A dengan populasi 200 memang tercepat (rata-rata 4,11 detik, sekitar 36,6% lebih cepat) dan sedikit unggul pada rata-rata fitness global, namun menghasilkan distribusi fitness yang lebih bervariasi lintas profil dibandingkan Set C.

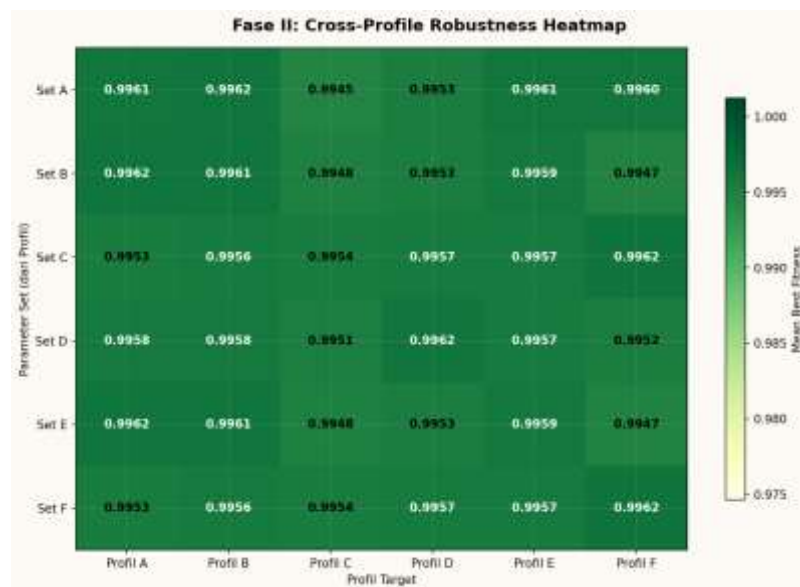
Tabel 2. Perbandingan set parameter pada Fase II cross-profile robustness test

Set	Pop	Gen	Cr	Mr	Avg Fitness Global	Avg Waktu (s)
A	200	500	0,7	0,01	0,995695	4,11
B	300	500	0,6	0,01	0,995512	6,53
C *	300	500	0,8	0,01	0,995650	6,48
D	300	500	0,9	0,01	0,995619	6,50

Gambar 4 menunjukkan bahwa keenam set parameter kandidat menghasilkan rata-rata fitness global yang sangat berdekatan (0,9955-0,9957), namun Set C dan Set F memiliki nilai tertinggi bersama Set A. Perbedaan utama antar set justru terletak pada konsistensi lintas profil sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 5, di mana Set C memberikan warna hijau yang lebih merata (fitness tinggi dan stabil) pada seluruh profil dibandingkan set lain yang menunjukkan variasi lebih besar pada profil tertentu (misalnya Profil C dan F).



Gambar 4. Rata-rata fitness global per set parameter pada Fase II



Gambar 5. Heatmap cross-profile robustness test

4.3. Pengujian Hipotesis 1

Deviasi dihitung sebagai persentase selisih absolut antara total gizi hasil optimasi dan target gizi individu. Sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 3, seluruh enam profil pengguna menghasilkan deviasi jauh di bawah toleransi maksimal 10%, dengan rata-rata deviasi kalori 1,27%, protein 1,83%, lemak 1,60%, dan karbohidrat 1,41%. Deviasi tertinggi terjadi pada Profil C (pria, Obesitas I, aktivitas sangat tinggi) sebesar 2,67 sampai 3,41%, konsisten dengan temuan bahwa profil ini memiliki kompleksitas optimasi tertinggi, namun tetap jauh di bawah batas toleransi. Berdasarkan bukti ini, Hipotesis 1 dinyatakan diterima.

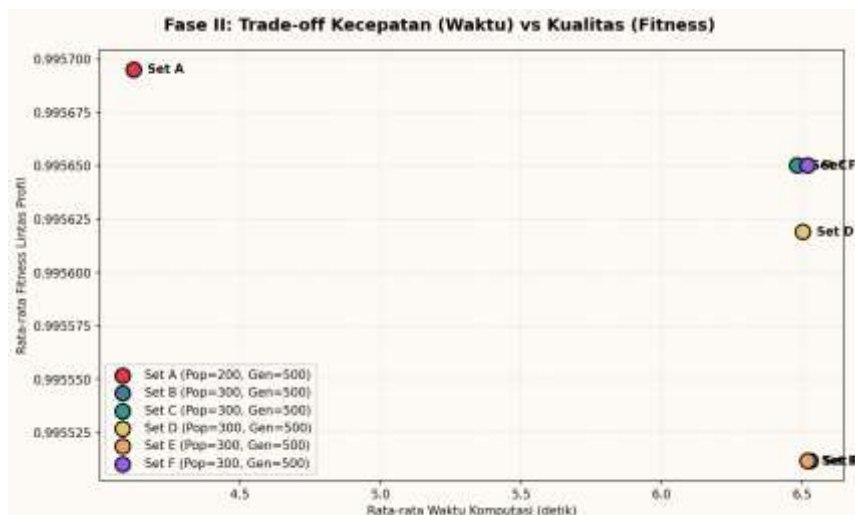
Tabel 3. Deviasi pemenuhan kebutuhan gizi terhadap target

Profil	Deviasi Kalori	Deviasi Protein	Deviasi Lemak	Deviasi Karbo	Status
A	0,12%	0%	0%	0,22%	Terpenuhi
B	0,98%	1,74%	2,05%	1,12%	Terpenuhi
C	2,67%	3,41%	2,89%	2,94%	Terpenuhi
D	1,45%	2,08%	1,63%	1,78%	Terpenuhi
E	1,03%	1,55%	1,29%	0,97%	Terpenuhi

Profil	Deviasi Kalori	Deviasi Protein	Deviasi Lemak	Deviasi Karbo	Status
F	1,38%	2,19%	1,72%	1,44%	Terpenuhi
Rata-rata	1,27%	1,83%	1,60%	1,41%	Semua terpenuhi

4.4. Pengujian Hipotesis 2

Variasi parameter diuji secara statistik menggunakan one-way ANOVA terhadap data lima kali pengulangan (run) pada tiap skenario. Pada Fase I, variasi ukuran populasi (50, 100, 200, 300) terbukti berpengaruh signifikan terhadap rata-rata fitness gabungan enam profil ($F(3,116)=3,118$; $p=0,029$), dengan rata-rata fitness meningkat dari 0,9156 pada populasi 50 menjadi 0,9365 pada populasi 300. Namun, pada Fase II, perbandingan rata-rata fitness global antara keempat set parameter kandidat (Set A, B, C, D) tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan secara statistik ($F(3,116)=0,233$; $p=0,873$), yang mengonfirmasi bahwa keunggulan Set C dibandingkan kandidat lain terletak pada konsistensi lintas profil (range dan simpangan baku terkecil), bukan pada superioritas nilai fitness yang teruji signifikan. Sebaliknya, waktu komputasi antar keempat set berbeda sangat signifikan ($F(3,20)=2146,6$; $p<0,001$), terutama didorong oleh perbedaan ukuran populasi (200 pada Set A dibandingkan 300 pada Set B, C, dan D): Set A rata-rata 4,12 detik, sedangkan Set B, C, dan D berkisar 6,48-6,53 detik. Hal ini menunjukkan adanya trade-off nyata antara kecepatan dan konsistensi kualitas solusi lintas profil, sebagaimana terlihat pada Gambar 6, di mana Set A terpisah jauh di kiri atas (tercepat) sementara Set C dan Set F berkumpul pada kuadran fitness tertinggi dengan waktu komputasi lebih tinggi. Dengan demikian, Hipotesis 2 dinyatakan diterima sebagian: variasi parameter—khususnya ukuran populasi—terbukti berpengaruh signifikan terhadap kualitas solusi pada rentang pengujian yang luas (Fase I) dan terhadap kecepatan komputasi (Fase II), namun di antara kandidat konfigurasi yang sudah mendekati optimal (Fase II), perbedaan kualitas solusi antar set tidak lagi signifikan secara statistik.



Gambar 6. Trade-off kecepatan komputasi terhadap kualitas fitness antar set parameter

5. Simpulan

Berdasarkan hasil simulasi optimasi pada enam profil pengguna melalui perancangan dan pengujian dua fase, Algoritma Genetika menunjukkan hasil yang efektif dan presisi dalam mengoptimalkan penyusunan menu diet 7 hari bagi penderita obesitas dalam lingkup simulasi ini, dengan rata-rata deviasi kalori 1,27%, protein 1,83%, lemak 1,60%, dan karbohidrat 1,41%, seluruhnya jauh di bawah toleransi maksimal 10%. Pengujian cross-profile robustness terhadap 36 skenario mengidentifikasi satu konfigurasi parameter, yaitu Population Size=300,

Generations=500, Crossover Rate=0,8, dan Mutation Rate=0,01, yang menunjukkan performa paling konsisten lintas keenam profil yang diuji, dengan rata-rata fitness global 0,995650. Fungsi fitness berbasis deviasi makronutrisi menunjukkan hasil yang robust dan adaptif terhadap keragaman karakteristik biometrik keenam profil yang diuji, sehingga berpotensi menyederhanakan implementasi sistem tanpa proses re-tuning parameter untuk profil pengguna baru. Perlu ditekankan bahwa seluruh klaim di atas didasarkan pada hasil simulasi optimasi dan belum melalui validasi oleh ahli gizi maupun pengujian langsung pada pengguna nyata, sehingga generalisasi di luar lingkup keenam profil yang diuji perlu dilakukan dengan hati-hati.

Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan memperluas cakupan perencanaan menu dari mingguan menjadi bulanan dengan mekanisme rotasi otomatis, memperkaya basis data makanan lokal Indonesia dan pilihan nabati untuk mencegah dietary fatigue, serta melakukan validasi klinis langsung bersama pengguna nyata dan ahli gizi guna mengakomodasi kondisi komorbiditas medis seperti diabetes melitus, hipertensi, atau dislipidemia.

Referensi

- Badriyah, L., Pratiwi, R.I.R., 2024, Hubungan Obesitas dengan Kejadian Hipertensi dan Hiperglikemia di Indonesia, *Ghidza: Jurnal Gizi dan Kesehatan*, Vol 8, No 1, hal 33-38.
- Damklian, K., Wongsirichot, T., Saelue, J., Jingjit, J., 2016, A Prototype of a Recommended Nutrition and Energy Expenditure Application for Smartphones, *International Journal of Computer Theory and Engineering*, Vol 8, No 2, hal 109-115.
- Holland, J.H., 1976, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Ann Arbor: University of Michigan Press.
- Khamesian, S., Arefeen, A., Carpenter, S.M., Ghasemzadeh, H., 2025, NutriGen: Personalized Meal Plan Generator Leveraging Large Language Models to Enhance Dietary and Nutritional Adherence, *arXiv preprint arXiv:2502.20601*.
- Kurnianingtyas, D., Daud, N., Muflikhah, L., 2024, Comparison Genetics Algorithm and Particle Swarm Optimization in Dietary Recommendations for Maternal Nutritional Fulfillment, *Jurnal Ilmiah*, Vol 21, No 2, hal 216-227.
- Kurnianingtyas, D., Daud, N., Arai, K., Indriati, Marji, M., 2025, Automated Menu Planning for Pregnancy Based on Nutrition and Budget Using Population-Based Optimization Method, *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, Vol 14, No 5, hal 3483-3492.
- Megatama, M.A., Mahmudy, W.F., Santoso, E., 2021, Food Menu Recommendations Based on Recommended Dietary Allowances Using Genetic Algorithm, *Bulletin of Culinary Art and Hospitality*, Vol 1, No 2, hal 70-77.
- Nur, A., Musyrifad, Nuralamsah, Z., 2024, Implementasi Algoritma Genetika dalam Rekomendasi Makanan untuk Penderita Obesitas, *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, Vol 12, No 2.
- Pavlidou, E., Papadopoulou, S.K., Seroglou, K., Giaginis, C., 2023, Revised Harris-Benedict Equation: New Human Resting Metabolic Rate Equation, *Metabolites*, Vol 13, No 2.
- Rando, Rahmat, S.L., 2024, Pemilihan Menu Makanan untuk Diet dengan Pendekatan Algoritma Genetika, *Jurnal Pendidikan Tambusai*, Vol 8.
- Srinivas, M., Patnaik, L.M., 1994, Adaptive Probabilities of Crossover and Mutation in Genetic Algorithms, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol 24, No 4.
- Venn, B.J., 2020, Macronutrients and Human Health for the 21st Century, *Nutrients*, Vol 12, No 8, hal 2363.
- World Health Organization, 2023, *Obesity*, Geneva: WHO.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]