

Optimasi Perencanaan Menu Makanan Untuk Anak Gangguan Gizi Usia 5-18 Tahun Menggunakan Algoritma Genetika

Antonius Rivaldy Praing¹, Adriana Fanggidae², Yelly Yosiana Nabuasa³, Yulianto Triwahyuadi Polly⁴

Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Teknik, Universitas Nusa Cendana

valdypraing2004@gmail.com¹, adrianafanggidae@staf.undana.ac.id²,
yellynabuasa@staf.undana.ac.id³, yuliantopolly@staf.undana.ac.id⁴

Abstrak: Penelitian ini mengembangkan sistem optimasi perencanaan menu makanan bergizi untuk anak usia 5 sampai 18 tahun yang mengalami gangguan gizi di Indonesia menggunakan pendekatan algoritma genetika. Sistem dirancang untuk menghasilkan menu yang variatif dan optimal guna memenuhi kebutuhan gizi seimbang berdasarkan parameter makronutrien (energi, protein, lemak, karbohidrat) dan mikronutrien (kalsium, fosfor, zat besi, tembaga, seng, dan vitamin C). Algoritma genetika diterapkan dengan teknik pengkodean *real-number encoding*, seleksi berbasis peringkat (*rank-based selection*), *Simulated Binary Crossover* (SBX), dan *Gaussian mutation*. Pengujian dilakukan dengan *crossover rate* 0,8 dan *mutation rate* 0,2, menggunakan variasi populasi 20 dan 30 serta iterasi 1000, 2000, dan 3000 yang masing-masing diulang 20 kali. Hasil terbaik diperoleh pada populasi 30 dan 2000 iterasi, menghasilkan rata-rata 79,75 menu optimal dengan waktu komputasi 1529,90 detik. Sistem ini terbukti efektif dalam menyusun menu seimbang sesuai kebutuhan gizi anak.

Kata Kunci : Menu Makanan, Algoritma Genetika, Optimasi, Gizi Anak.

Abstract: *This study develops an optimization system for planning nutritious meal menus for children aged 5 to 18 years experiencing nutritional disorders in Indonesia, using a genetic algorithm approach. The system is designed to generate varied and optimal menus that meet balanced nutritional requirements based on macronutrient parameters (energy, protein, fat, carbohydrates) and micronutrients (calcium, phosphorus, iron, copper, zinc, and vitamin C). The genetic algorithm is implemented using real-number encoding, rank-based selection, Simulated Binary Crossover (SBX), and Gaussian mutation techniques. The experiments were conducted with a crossover rate of 0.8 and a mutation rate of 0.2, using population sizes of 20 and 30, and iteration counts of 1000, 2000, and 3000, each repeated 20 times. The best results were obtained with a population of 30 and 2000 iterations, producing an average of 79.75 optimal menus with a computation time of 1529.90 seconds. The system proved effective in generating balanced meal plans that align with children's nutritional needs.*

Keywords: *Meal Planning, Genetic Algorithm, Optimization, Child Nutrition.*

1. Pendahuluan

Masalah gizi pada anak usia sekolah di Indonesia masih menjadi perhatian utama dalam bidang kesehatan masyarakat. Berdasarkan data Kementerian Kesehatan Republik Indonesia tahun 2023, prevalensi stunting mencapai 21,5%, wasting 8,5%, dan obesitas 4,2% pada kelompok usia 5 sampai 18 tahun. Kondisi tersebut menunjukkan adanya ketidakseimbangan gizi baik dalam bentuk kekurangan maupun kelebihan zat gizi yang dapat berdampak pada pertumbuhan fisik, perkembangan kognitif, produktivitas, serta kualitas hidup anak di masa depan. Menurut pedoman World Health Organization (WHO), pemenuhan gizi seimbang pada anak dan remaja merupakan faktor penting dalam mendukung pertumbuhan optimal, fungsi imun, serta pencegahan

penyakit tidak menular pada usia dewasa. Selain itu, Food and Agriculture Organization (FAO) melalui Food-Based Dietary Guidelines menekankan pentingnya keberagaman pangan untuk memenuhi kebutuhan zat gizi makro dan mikro secara seimbang. Usia 5 sampai 18 tahun merupakan fase pertumbuhan pesat yang membutuhkan asupan energi, protein, lemak, karbohidrat, dan mikronutrien yang memadai seperti kalsium, fosfor, zat besi, seng, dan vitamin C untuk mendukung fungsi metabolisme dan daya tahan tubuh (Ufiah Ramlah, 2021).

Faktor utama yang menyebabkan ketidakseimbangan gizi adalah pola konsumsi makanan yang tidak seimbang, kurangnya edukasi gizi pada keluarga, serta rendahnya kesadaran terhadap pentingnya variasi makanan bergizi. Banyak anak di Indonesia yang mengonsumsi makanan tinggi kalori, lemak, dan gula, namun rendah protein dan mikronutrien seperti zat besi, kalsium, serta vitamin penting lainnya. Sebagian besar keluarga dengan ekonomi menengah ke bawah juga mengalami kesulitan dalam merencanakan menu bergizi yang sesuai dengan kebutuhan anak karena keterbatasan biaya dan pengetahuan (Sari dkk., 2021).

Program pemerintah seperti Makan Bergizi Gratis (MBG) dan Proses perencanaan menu makanan yang dilakukan secara tradisional belum sepenuhnya efektif karena keterbatasan sumber daya, logistik, dan kurangnya perencanaan menu yang sering kali menghasilkan pola konsumsi yang tidak efisien dan tidak adaptif terhadap kebutuhan spesifik setiap anak. Perencanaan menu yang optimal seharusnya mempertimbangkan usia, jenis kelamin, berat badan, tinggi badan, dan tingkat aktivitas anak agar kebutuhan gizi makro dan mikro dapat terpenuhi secara seimbang.

Dalam konteks ini, pendekatan berbasis komputasi seperti teknik optimasi menjadi solusi potensial untuk membantu menghasilkan komposisi menu makanan yang efisien dan tepat sasaran. Salah satu metode yang umum digunakan adalah Algoritma Genetika (AG), yang bekerja dengan meniru mekanisme evolusi biologis melalui proses seleksi, *crossover*, dan mutasi untuk mencapai solusi yang paling optimal. Algoritma Genetika (AG) dipilih karena mampu menyelesaikan permasalahan optimasi dengan ruang pencarian yang besar dan kompleks. Algoritma Genetika (AG) dapat mengoptimalkan berbagai kombinasi bahan pangan dan kebutuhan nutrisi secara simultan melalui proses seleksi, *crossover*, dan mutasi sehingga dapat menangani banyak parameter gizi serta menghasilkan solusi yang variatif dan optimal (Desiana, 2016; Pane dkk., 2019; Sa'adah & Chotijah, 2022).

Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang umumnya hanya mempertimbangkan zat gizi makro atau berfokus pada kelompok usia tertentu, penelitian ini mengintegrasikan optimasi gizi makro dan mikro sekaligus pada anak usia 5–18 tahun yang mengalami gangguan gizi. Selain itu, penelitian ini menggunakan real-number encoding, rank-based selection, Simulated Binary Crossover (SBX), dan Gaussian mutation untuk menghasilkan menu yang lebih variatif dan sesuai dengan kebutuhan gizi individu.

2. Metode Penelitian

2.1 Perhitungan Kebutuhan Gizi

Penilaian status gizi pada anak dilakukan menggunakan standar antropometri anak. Berdasarkan Peraturan Menteri Kesehatan No.2 tahun 2020, standar antropometri anak usia 5 (lima) sampai dengan 18 (delapan belas) tahun di Indonesia dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Standar Antropometri Anak

Indeks	Kategori Status Gizi	Ambang Batas (Z-Score)
Indek Masa Tubuh menurut Umur (IMT/U) anak usia 5 – 18 Tahun	Gizi buruk (severly thinnes)	< -3 SD
	Gizi kurang (thinnes)	-3 SD sd -2 SD
	Gizi baik (normal)	-2 SD sd +1 SD
	Gizi lebih (overweight)	+1 SD sd +2 SD

Penilaian status gizi pada anak usia 5 sampai 18 tahun pada dasarnya menggunakan Indeks Masa Tubuh menurut Umur (IMT/U). Rumus perhitungan untuk menghitung IMT seseorang dapat dilihat pada persamaan 1 (Febriyanti, 2021).

$$IMT = \frac{\text{Berat Badan}}{(\text{Tinggi Badan (m)})^2} \quad (1)$$

Perhitungan gizi untuk anak merupakan bagian penting dalam perencanaan menu makanan untuk memenuhi kebutuhan gizi seimbang. Mengacu pada tabel standar antropometri anak untuk indeks masa tubuh menurut umur, acuan yang digunakan adalah ambang batas dengan kategori status gizi normal dimana rentang nilai ambang batas dari -2SD sebagai batasan minimum sampai dengan +1SD sebagai batasan maksimum. Selanjutnya adalah menghitung berat badan ideal maksimum dan minimum menggunakan persamaan 2 dan 3.

$$BBI_{min} = IMT_{min} \times Tb(m)^2 \quad (2)$$

$$BBI_{max} = IMT_{max} \times Tb(m)^2 \quad (3)$$

Nilai berat badan ideal minimum dan maksimum yang sudah diperoleh akan digunakan dalam rumus untuk menghitung *Basal Metabolic Rate* (BMR) minimum dan maksimum menurut FHO/WHO/UNU. Rumus perhitungan BMR untuk anak laki-laki usia 3-10 tahun dapat dilihat pada persamaan 4 dan 5. Untuk anak laki-laki usia 11-18 tahun, perhitungan BMR minimal dan maksimal pada persamaan 6 dan 7.

$$BMR_{min} = (22,7 \times BBI_{min}) + 495 \quad (4)$$

$$BMR_{max} = (22,7 \times BBI_{max}) + 495 \quad (5)$$

$$BMR_{min} = (17,5 \times BBI_{min}) + 651 \quad (6)$$

$$BMR_{max} = (17,5 \times BBI_{max}) + 651 \quad (7)$$

Rumus perhitungan BMR minimal dan maksimal untuk anak perempuan usia 3-10 tahun dapat dilihat pada persamaan 8 dan 9. Sedangkan untuk anak perempuan usia 11-18 tahun, perhitungan BMR minimal dan maksimal pada persamaan 10 dan 11.

$$BMR_{min} = (22,5 \times BBI_{min}) + 499 \quad (8)$$

$$BMR_{max} = (22,5 \times BBI_{max}) + 499 \quad (9)$$

$$BMR_{min} = (12,2 \times BBI_{min}) + 746 \quad (10)$$

$$BMR_{max} = (12,2 \times BBI_{max}) + 746 \quad (11)$$

Selanjutnya, hitung *Total Energy Expenditure* (TEE). *Total Energy Expenditure* merupakan jumlah energi (Kcal) yang digunakan tubuh dalam kurun waktu 24 jam. Rumus untuk menghitung TEE minimal dan maksimal yang dibutuhkan seseorang menggunakan persamaan 12 dan 13 (Adinegoro dkk., 2017).

$$TEE_{min} = BMR_{min} \times PAL \quad (12)$$

$$TEE_{max} = BMR_{max} \times PAL \quad (13)$$

PAL atau *Physical Activity Level* merupakan ukuran tingkat aktivitas fisik seseorang dan digunakan untuk memperkirakan pengeluaran energi total seseorang. Data PAL menurut FHO/WHO/UNU dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Data *Physical Activity Level*

Aktivitas	PAL	Contoh Aktivitas
Rendah	1,4	Menonton TV, berbaring
Sedang	1,6	Melakukan pekerjaan ringan seperti menyapu rumah
Tinggi (aktif)	1,8	Aktif berolahraga

Setelah mendapatkan kebutuhan TEE, maka langkah selanjutnya adalah mencari jumlah kebutuhan energi gizi makro dari seorang anak. Persamaan untuk menghitung kebutuhan gizi makro dapat dilihat pada persamaan-persamaan berikut (Adinegoro dkk., 2017; Sari dkk., 2021).

$$Protein_{min,max} = \frac{10\%-3\% \times TEE_{min,max}}{4} \quad (14)$$

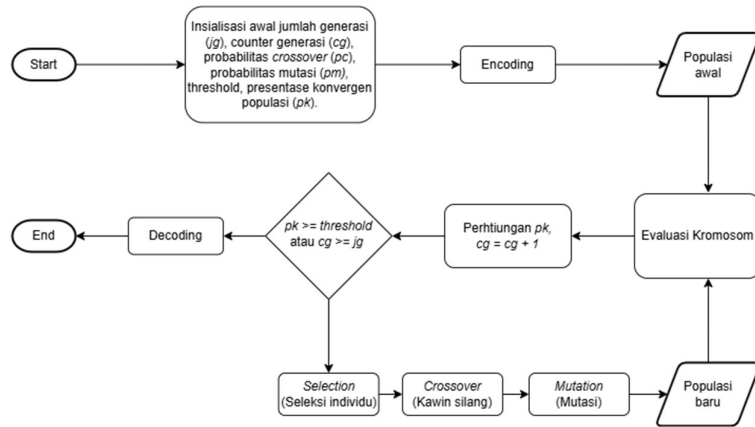
$$Lemak_{min,max} = \frac{20\%-35\% \times TEE_{min,max}}{9} \quad (15)$$

$$Karbomin,max} = \frac{40\%-65\% \times TEE_{min,max}}{4} \quad (16)$$

2.2 Algoritma Genetika

Algoritma genetika (AG) pertama kali ditemukan oleh seorang profesor yang bernama John Holland dari university of Michigan, Amerika pada tahun 1975. Setelah itu, algoritma ini kemudian dikembangkan dan dipopulerkan oleh David Goldberg (Fanggidae & Lado, 2015). Prinsip kerja dari algoritma genetika terinspirasi dari proses seleksi alam. Pada proses seleksi alam, tiap individu akan bersaing untuk bertahan hidup dan melakukan reproduksi. Individu yang bertahan hidup adalah individu yang lebih baik atau lebih “*fit*” untuk bereproduksi dan bertahan hidup. Setelah melewati proses seleksi alam, individu akan melalui proses penyilangan (*Crossover*) dan mutasi untuk menghasilkan individu-individu baru yang lebih baik hingga individu tersebut menjadi solusi dari masalah yang dihadapi (Adhi Kusnadi & David Santoso, 2016; Fanggidae & Lado, 2015). Algoritma genetika digunakan untuk menyelesaikan masalah optimasi dan pencarian heuristik (Setiawan, 2024).

Flowchart ini dimulai dengan proses inisialisasi nilai awal berupa jumlah generasi (*jg*), generasi counter (*cg*), jumlah populasi (*pop*), probabilitas *crossover* (*pc*), probabilitas mutasi (*pm*), *threshold* (θ), dan presentase konvergen populasi (*pk*). Proses algoritma genetika akan berhenti ketika $pk \geq threshold$ atau $cg \geq jg$ yang telah ditetapkan. *Flowchart* atau Cara kerja dari algoritma genetika dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 FlowChart Algoritma Genetika

Nilai pk merupakan presentase jumlah individu yang memiliki nilai *fitness* yang sama dan terbanyak. Rumus untuk menghitung nilai pk dapat dilihat pada persamaan (17)

$$pk = \frac{n}{pop} * 100\% \quad (17)$$

Dimana n merupakan jumlah individu yang memiliki nilai *fitness* yang sama dan pop adalah jumlah populasi. Nilai cg merupakan parameter yang digunakan untuk mengetahui generasi dari algoritma genetika. Rumus untuk menghitung cg dapat dilihat pada persamaan (18).

$$cg = cg + 1 \quad (18)$$

2.3 Seleksi

Seleksi (*selection*) bertujuan memilih kromosom terbaik agar dapat bertahan pada generasi berikutnya berdasarkan nilai *fitness*. *Rank-based selection* pertama kali dikenalkan oleh J. E. Baker. *Rank-based selection* merupakan salah satu metode seleksi dalam algoritma genetika yang memilih individu bukan berdasarkan nilai *fitness* individu melainkan berdasarkan peringkatnya dalam sebuah populasi. Probabilitas seleksi ditentukan berdasarkan ranking individu sehingga dapat mengurangi dominan individu terbaik dan mencegah premature convergence (Orong dkk., 2018). Probabilitas seleksi dihitung menggunakan rumus *Linear Rank Scaling* yang dapat dilihat pada persamaan 19.

$$P(i) = \frac{Rank(i)}{\Sigma Rank} \quad (19)$$

Pada persamaan tersebut, $P(i)$ merupakan probabilitas individu ke- i yang di pilih, $Rank(i)$ merupakan rangking individu ke- i , serta $\Sigma Rank$ merupakan jumlah total peringkat dalam populasi.

2.4 Crossover

Crossover (kawin silang) merupakan metode atau proses mengawinkan dua *parent* kromosom untuk mendapatkan anak (*child*) yang lebih baik.

Algoritma crossover menurut (Fanggidae dkk., 2024) sebagai berikut:

1. Hasilkan nilai acak dalam rentang $[0,1]$.
2. Lakukan *crossover* jika nilai yang dihasilkan secara acak lebih kecil dari pc .
3. Faktor penyebaran β adalah variabel non-negatif yang menentukan jarak antara antara keturunan yang dihasilkan dengan induknya dengan aturan sebagai berikut:

- Jika $\beta = 1$, keturunan yang dihasilkan sama dengan induknya atau dengan kata lain jarak antara keturunan dan induknya adalah nol.
- Jika $\beta > 1$, jarak antara keturunan dan induknya jauh.
- Jika $\beta < 1$, jarak antara keturunan dan induknya dekat.

Nilai β dihitung menggunakan persamaan (20).

$$B(u) = \begin{cases} (2u)^{\frac{1}{\eta+1}} & , u \leq 0,5 \\ \left[\frac{1}{2(1-u)} \right]^{\frac{1}{\eta+1}} & , u > 0,5 \end{cases} \quad (20)$$

Dimana u adalah bilangan acak dalam rentang $[0,1]$ dan η adalah indeks distribusi yang mengontrol seberapa jauh keturunan menyebar dari induknya. Semakin besar nilai η , semakin kecil jarak antara anak dan induk.

4. Nilai β menghasilkan dua keturunan dengan menggunakan persamaan (21) dimana C adalah *child* (anak atau keturunan) dan P adalah *parent* (induk atau orang tua).

$$\begin{aligned} C_1 &= 0,5[(1 + \beta)P_1 + (1 - \beta)P_2] \\ C_2 &= 0,5[(1 - \beta)P_1 + (1 + \beta)P_2] \end{aligned} \quad (21)$$

Dimana P_1 dan P_2 adalah induk, sementara C_1 dan C_2 adalah individu anak yang menggantikan induknya.

2.5 Fungsi Objektif

Fungsi objektif digunakan untuk mengevaluasi setiap individu dalam populasi berdasarkan tujuan optimasi yang ingin dicapai. Pada penelitian ini, ada dua fungsi objektif yang digunakan dimana keduanya merupakan fungsi minimum, yaitu fungsi penalti (f_{obj1}) dan fungsi selisih *fitness* (f_{obj2}). Fungsi penalti dituliskan dalam persamaan 22.

$$f_{obj1} = \sum_{i=1}^n \delta_i \quad (22)$$

Dengan:

$$\delta_i = \begin{cases} 0 & \text{jika } KG_{\min i} \leq TG_i \leq KG_{\max i} \\ 1 & \text{Untuk kondisi lainnya} \end{cases}$$

Fungsi selisih *fitness* dituliskan dalam persamaan 23.

$$f_{obj2} = \sum_{i=1}^n P_i \quad (23)$$

Dengan:

$$P_i = \begin{cases} KG_{\min i} - TG_i & \text{jika } TG_i < KG_{\min i} \\ TG_i - KG_{\max i} & \text{jika } TG_i > KG_{\max i} \\ 0 & \text{jika } KG_{\min i} \leq TG_i \leq KG_{\max i} \end{cases}$$

Dimana P_i merupakan nilai selisih *fitness* pada nutrisi ke- i , n adalah jumlah nutrisi yang diperhitungkan, TG_i menunjukkan total gizi pada nutrisi ke- i , sedangkan $KG_{\max i}$ dan $KG_{\min i}$ masing-masing merepresentasikan kebutuhan maksimum dan kebutuhan minimum nutrisi ke- i .

2.6 Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen komputasional dengan algoritma genetika sebagai metode optimasi. Data kebutuhan gizi diperoleh dari Angka Kecukupan Gizi (AKG) berdasarkan Peraturan Menteri Kesehatan Republik Indonesia Nomor 28 Tahun 2019, sedangkan data bahan pangan bersumber dari Tabel Komposisi Pangan Indonesia (TKPI). Pengolahan data dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data mentah, pembersihan (*cleaning*) data, serta penyuntingan (*filterisasi* dan *editing*) untuk memastikan bahwa data yang digunakan telah memenuhi kriteria akurasi, kualitas, dan konsistensi sesuai kebutuhan penelitian.

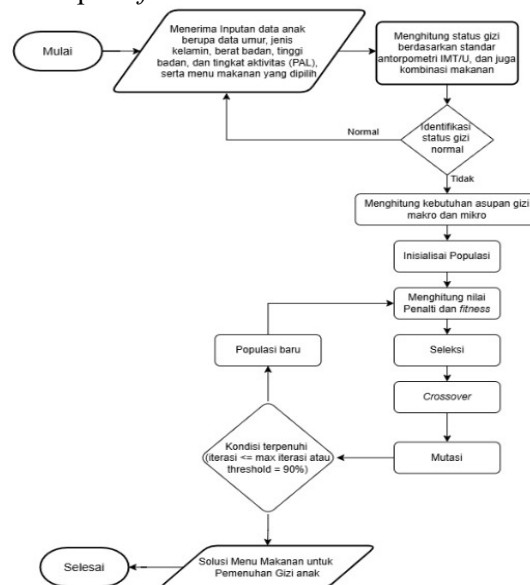
Data bahan makanan diukur berdasarkan 100 gram berat yang dapat dimakan dan dikelompokkan ke dalam empat kategori, yaitu makanan pokok, lauk pauk, sayuran, dan buah-buahan. Sementara itu, kebutuhan nilai gizi dijadikan acuan berdasarkan konsumsi gizi per hari. Setiap bahan makanan yang digunakan mencakup unsur makrogizi (energi, protein, lemak, karbohidrat) serta mikrogizi (kalsium, fosfor, besi, tembaga, seng, dan vitamin C).

3. Hasil dan Pembahasan

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi hasil optimasi kombinasi menu makanan dalam memenuhi kebutuhan gizi anak usia 5 sampai 18 tahun di Indonesia. Parameter algoritma genetika yang digunakan meliputi *crossover rate* (*Cr*) sebesar 0,8 dan *mutation rate* sebesar 0,2. Proses pengujian dilakukan sebanyak 20 kali untuk menilai efektivitas dan kestabilan algoritma dalam menghasilkan menu optimal sesuai kebutuhan gizi anak. Fokus pengujian mencakup dua aspek utama, yaitu jumlah menu optimal yang dihasilkan dan waktu komputasi yang dibutuhkan sistem dalam proses optimasi.

3.1 Alur Sistem

Bagian ini menjelaskan mengenai alur kerja sistem atau bagaimana cara sistem bekerja yang digambarkan pada *flowchart* sesuai Gambar 2.



Gambar 2 *Flowchart* Sistem

Proses diawali dengan input data anak berupa umur, jenis kelamin, berat badan, tinggi badan, tingkat aktivitas (PAL), dan pilihan makanan. Berdasarkan data tersebut,

sistem menghitung status gizi menggunakan standar IMT/U. Jika hasilnya normal, proses selesai. Jika hasilnya tidak normal, sistem menghitung kebutuhan gizi makro dan mikro anak sebagai acuan optimasi.

Selanjutnya, sistem membentuk beberapa kombinasi menu awal secara acak dan menghitung nilai penalti serta fitness untuk menilai seberapa baik setiap kombinasi memenuhi kebutuhan gizi. Kombinasi terbaik dipilih melalui proses seleksi, kemudian dikembangkan menggunakan *crossover* (penyilangan) dan mutasi untuk menghasilkan variasi menu baru yang lebih optimal. Proses ini terus diulang hingga kondisi berhenti tercapai, baik karena jumlah iterasi maksimum maupun tingkat kecocokan (*fitness*) sudah memenuhi ambang batas.

Hasil akhirnya adalah menu makanan yang paling optimal untuk memenuhi kebutuhan gizi anak. Dengan cara ini, sistem membantu memperbaiki atau mempertahankan status gizi anak agar tetap seimbang dan sehat sesuai usia serta aktivitasnya.

3.2 Hasil Pengujian

Data anak yang digunakan dalam pengujian adalah data anak laki-laki yang berumur 10 tahun 4 bulan dengan berat badan 28 kg, tinggi badan 150 cm, dan PAL rendah. Parameter yang digunakan dalam pengujian meliputi *crossover rate* 0,8, *mutation rate* 0,2, ukuran populasi 20 dan 30 (Fanggidae dkk., 2025), iterasi 1000, 2000, dan 3000 serta valuasi yang dilakukan sebanyak 20 kali (Fanggidae dkk., 2025). Pada Penelitian ini, suatu menu dikategorikan sebagai menu optimal apabila memiliki nilai *fitness* dari fungsi objektif 1 (*fobj1*) sama dengan 0. Nilai tersebut menunjukkan bahwa seluruh kebutuhan gizi yang dipertimbangkan telah berada dalam rentang minimum dan maksimum yang ditentukan sehingga tidak terdapat pelanggaran terhadap batas kecukupan gizi. Setelah seluruh menu yang memenuhi kriteria tersebut diperoleh, proses pemeringkatan dilakukan menggunakan nilai *fitness* dari fungsi objektif 2 (*fobj2*). Nilai *fobj2* merepresentasikan total selisih antara kandungan gizi menu dengan kebutuhan gizi yang ditargetkan, sehingga semakin kecil nilai *fobj2* maka semakin baik kualitas menu yang dihasilkan. Oleh karena itu, jumlah menu optimal pada Tabel 3 menunjukkan banyaknya menu dengan nilai *fobj1* = 0 yang berhasil ditemukan oleh algoritma genetika pada setiap skenario pengujian. Pengujian ini bertujuan untuk melihat ukuran populasi dan jumlah iterasi yang paling bagus dalam menghasilkan solusi yang ditunjukkan pada Tabel 3.

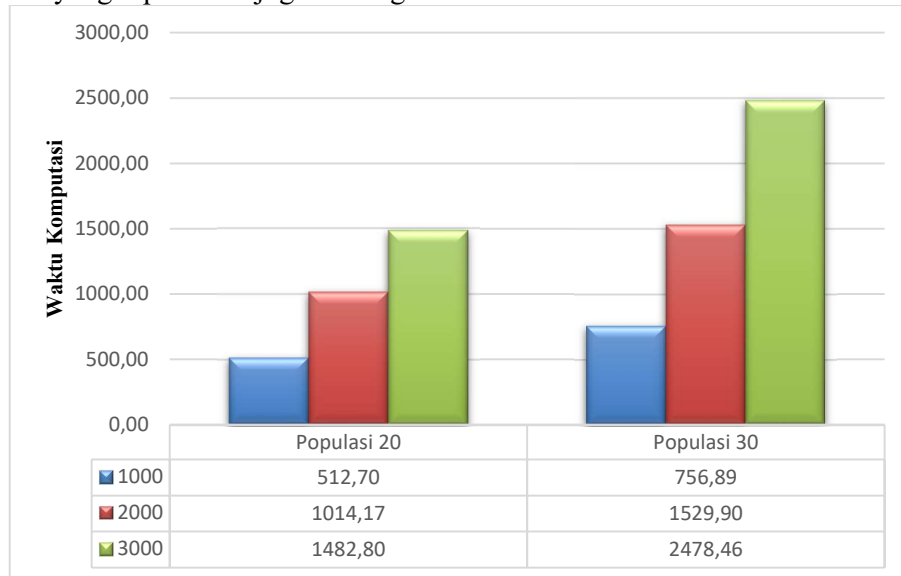
Tabel 3 Rata-rata Waktu Komputasi dan Menu Optimal Hasil Pengujian

Jumlah Iterasi	Rata-Rata Waktu Komputasi		Rata-Rata Menu Optimal	
	Populasi 20	Populasi 30	Populasi 20	Populasi 30
1000	512,70	756,89	75,38	79,30
2000	1014,17	1529,90	75,55	79,75
3000	1482,80	2478,46	68,98	79,05

Berdasarkan Tabel 3, peningkatan ukuran populasi dari 20 menjadi 30 menghasilkan jumlah menu optimal yang lebih tinggi pada hampir seluruh skenario pengujian. Hal ini menunjukkan bahwa populasi yang lebih besar mampu meningkatkan keragaman solusi sehingga peluang menemukan menu dengan nilai *fobj1* = 0 menjadi lebih besar. Selain itu, peningkatan jumlah iterasi memberikan kesempatan yang lebih

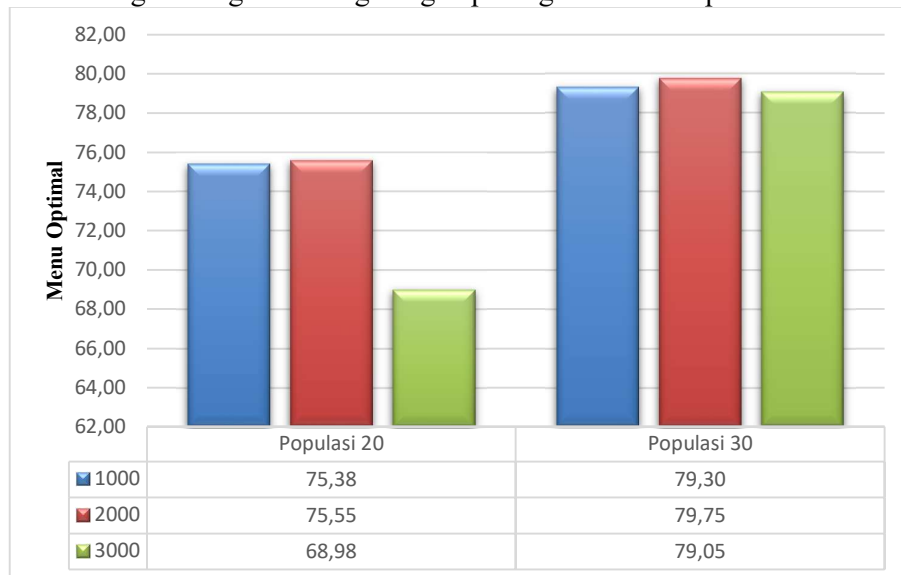
banyak bagi algoritma genetika untuk melakukan proses seleksi, crossover, dan mutasi namun memerlukan waktu komputasi yang lebih lama.

Gambar 3 merupakan grafik yang menunjukkan hasil pengujian berdasarkan rata-rata waktu komputasi terhadap jumlah iterasi dan ukuran populasi. Grafik tersebut menggambarkan hubungan antara peningkatan jumlah iterasi serta ukuran populasi dengan waktu komputasi yang dibutuhkan sistem untuk mencapai solusi optimal. Dari grafik tersebut terlihat bahwa semakin besar ukuran populasi dan jumlah iterasi, waktu komputasi yang diperlukan juga meningkat.



Gambar 3 Rata-rata Waktu Komputasi

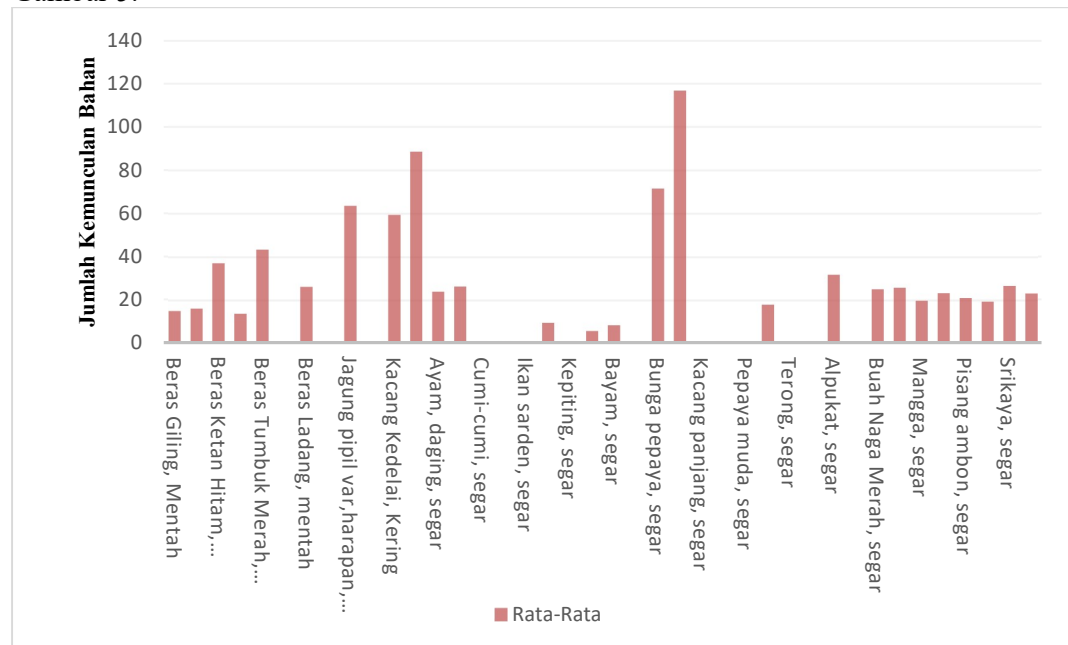
Gambar 4 memperlihatkan grafik hasil pengujian yang menggambarkan rata-rata nilai menu optimal yang diperoleh dari proses optimasi menggunakan algoritma genetika. Dari grafik ini dapat diamati bahwa peningkatan ukuran populasi dan iterasi berpengaruh terhadap kualitas solusi yang diperoleh, di mana nilai rata-rata menu optimal cenderung meningkat seiring dengan peningkatan kedua parameter tersebut.



Gambar 4 Rata-rata Menu Optimal

Hasil pengujian menunjukkan bahwa jumlah populasi berpengaruh signifikan terhadap kualitas menu optimal dan waktu komputasi. Peningkatan populasi dari 20 menjadi 30 meningkatkan keragaman solusi serta peluang tercapainya menu yang lebih optimal. Namun, semakin besar jumlah populasi dan iterasi, waktu komputasi juga meningkat. Misalnya, pada iterasi 3000 dengan populasi 30, waktu komputasi rata-rata mencapai 2478,46 detik, sedangkan pada iterasi 2000 dengan populasi 30 waktu komputasi hanya 1529,90 detik namun menghasilkan rata-rata menu optimal tertinggi. Oleh karena itu, kombinasi populasi 30 dan iterasi 2000 dinilai paling ideal karena memberikan hasil menu paling optimal 79,75 dengan waktu komputasi yang relatif efisien, mewakili keseimbangan terbaik antara efektivitas dan efisiensi dalam proses optimasi menu menggunakan algoritma genetika. Hal ini juga sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh (Polly dkk., 2021; Polly dkk., 2023; Polly dkk., 2025), yang menunjukkan bahwa ukuran populasi 30 individu dapat menghasilkan performa algoritma yang lebih baik dalam hal akurasi dan kecepatan konvergensi.

Setelah itu, dilakukan pengujian jumlah kemunculan bahan makanan. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui apa saja bahan makanan yang paling banyak dipilih atau sering dipilih oleh sistem dalam menghasilkan kombinasi menu makanan yang optimal sesuai dengan kebutuhan gizi anak. Pengujian ini berfokus pada Skenario Kasus 3 dengan kombinasi populasi 30 dan iterasi 2000 yang menjadi kombinasi paling optimal berdasarkan rata-rata menu optimal yang terbentuk dan rata-rata waktu komputasi yang diperlukan sistem. Hasil frekuensi kemunculan bahan makanan dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5 Jumlah Kemunculan

Berdasarkan hasil pengujian sesuai dengan Gambar 5, dapat diketahui bahwa sebagian besar bahan makanan muncul dalam hasil kombinasi menu optimal, yang menunjukkan bahwa algoritma berhasil mengeksplorasi ruang pencarian secara efektif. Namun demikian, terdapat beberapa bahan makanan seperti kentang dan ubi jalar manis yang tidak pernah muncul. Hal ini disebabkan karena kandungan gizinya yang rendah atau justru berpotensi menyebabkan ketidakseimbangan, seperti kelebihan nutrisi. Agar bahan-bahan tersebut dapat berperan dalam menu optimal, diperlukan strategi

kombinasi yang tepat dengan bahan kelompok makanan lainnya untuk mencapai nilai gizi yang seimbang.

4. Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini mengembangkan sistem optimasi penjadwalan menu bergizi untuk anak gangguan gizi usia 5 sampai 18 tahun dengan menggunakan algoritma genetika berbasis *real-number encoding*, *rank-based selection*, *simulated binary crossover (SBX)* serta *Gaussian mutation* untuk memaksimalkan pemenuhan sepuluh nutrisi penting yaitu energi, protein, lemak, karbohidrat, kalsium, fosfor, zat besi, tembaga, seng dan vitamin C dari empat kelompok bahan makanan yakni makanan pokok, lauk-pauk, sayuran dan buah buahan. Pengujian dilakukan menggunakan data anak laki-laki usia 10 tahun 4 bulan dengan kondisi wasting, berat badan 28 kg, tinggi badan 150 cm, dan tingkat aktivitas fisik rendah (PAL rendah), serta parameter *crossover rate (Cr)* sebesar 0,8 dan *mutation rate* sebesar 0,2 yang sudah ditetapkan dengan variasi populasi 20 dan 30 serta iterasi 1000, 2000 dan 3000 yang masing-masing diulang 20 kali. Hasil pengujian menunjukkan kombinasi terbaik pada populasi 30 dengan 2000 iterasi yang menghasilkan rata rata 79,75 menu optimal dalam waktu komputasi rata-rata sebesar 1529,90 detik. Dengan demikian, penelitian ini berhasil mengembangkan sistem optimasi penjadwalan menu makanan bergizi berbasis algoritma genetika yang optimal dan variatif dalam menghasilkan menu seimbang sesuai kebutuhan gizi anak usia 5 sampai 18 tahun.

Penelitian ini telah berhasil mengimplementasikan algoritma genetika untuk mengoptimalkan perencanaan menu makanan bergizi bagi anak usia 5 sampai 18 tahun. Namun, terdapat beberapa hal yang dapat menjadi masukan untuk pengembangan sistem lebih lanjut, yaitu mempertimbangkan aspek biaya, ketersediaan musiman bahan makanan.

Daftar Pustaka

- adhi Kusnadi & David Santoso. (2016). Implementasi Algoritma Genetika Pada Penempatan Tugas Asisten Laboratorium Berbasis Web. *Ultimatics : Jurnal Teknik Informatika*, 7(2). <https://doi.org/10.31937/Ti.V7i2.353>
- Adinegoro, P., Mp, R., Putri, R., & Eka Ratnawati, D. (2017). *Optimasi Biaya Pemenuhan Asupan Gizi Pada Makanan Bagi Anak-Anak Menggunakan Metode Simpleks Dua Fase*.
- Adinegoro, P., Putri, R. R. M., & Ratnawati, D. E. (T.T.). *Optimasi Biaya Pemenuhan Asupan Gizi Pada Makanan Bagi Anak-Anak Menggunakan Metode Simpleks Dua Fase*.
- Dwiriani, C. M., Rimbawan, R., Hardinsyah, H., Riyadi, H., & Martianto, D. (2011). Pengaruh Pemberian Zat Multi Gizi Mikro Dan Pendidikan Gizi Terhadap Pengetahuan Gizi, Pemenuhan Zat Gizi Dan Status Besi Remaja Putri. *Jurnal Gizi Dan Pangan*, 6(3), 171. <https://doi.org/10.25182/Jgp.2011.6.3.171-177>
- Evifebriyanti. (2021, November 11). Menghitung Kebutuhan Gizi Anak | Rumus Schofield. *Informasi Seputar Gizi*. <https://evifebriyanti21.com/kebutuhan-gizi-anak/>
- Fanggidae, A., Catur Prasetyo, M. I., Triwahyuadi Polly, Y., & Boru, M. (2024). New Approach Of Self-Adaptive Simulated Binary Crossover-Elitism In Genetic Algorithms For Numerical Function Optimization. *International Journal Of Intelligent Systems And Applications In Engineering*, 12(14s), 174–183. <https://www.ijisae.org/index.php/ijisae/article/view/4650>
- Fanggidae, A., & Lado, F. R. (2015). *Algoritma Genetika Dan Penerapannya*. Teknosain.

- Fanggidae, A., Polly, Y. T., Karnyoto, A. S., Ledoh, J. R. M., Amos Pah, C. E., Mauko, A. Y., Dethan, S. A., & Pardamean, B. (2025). Menu Planning Using Multi-Complex Differential Evolution Algorithm For Wasting Children. *Commun. Math. Biol. Neurosci.*, 2025, Article-Id.
- Meriyana, P., Rizky Pratama, A., Nurlaelasari, E., & Ratna Juwita, A. (2025). Penerapan Algoritma Knn Dan Naive Bayes Untuk Klasifikasi Stunting Pada Balita Di Desa Pasirjengkol. *Jurnal Petisi (Pendidikan Teknologi Informasi)*, 6(2), 156–168. <https://doi.org/10.36232/Jurnalpetisi.V6i2.2020>
- M.Kom., E. D. (2016). Performance Algoritma Genetika (Ga) Pada Penjadwalan Mata Pelajaran. *Infotekjar (Jurnal Nasional Informatika Dan Teknologi Jaringan)*, 1(1), 56–60. <https://doi.org/10.30743/Infotekjar.V1i1.42>
- Orong, M. Y., Sison, A. M., & Medina, R. P. (2018). A New Crossover Mechanism For Genetic Algorithm With Rank-Based Selection Method. *2018 5th International Conference On Business And Industrial Research (Icbir)*, 83–88.
- Pane, S. F., Maulana Awangga, R., Rahmadani, E. V., & Permana, S. (2019). Implementasi Algoritma Genetika Untuk Optimalisasi Pelayanan Kependudukan. *Jurnal Tekno Insentif*, 13(2), 36–43. <https://doi.org/10.36787/Jti.V13i2.130>
- Permenkes No. 28 Tahun 2019. (T.T.). Database Peraturan | Jdih Bpk. Diambil 19 Oktober 2025, Dari <http://Peraturan.Bpk.Go.Id/Details/138621/Permenkes-No-28-Tahun-2019>
- Polly, Y. T., Fanggidae, A., Ledoh, J. R. M., Amos Pah, C. E., Djahi, B. S., & Tupen, K. E. R. (2025). A New Approach For Diabetes Risk Detection Using Quadratic Interpolation Flower Pollination Neural Network. *Applied Computer Science*, 21(2), 63–81. https://doi.org/10.35784/Acs_7186
- Polly, Y. T., Hartati, S., Sumiarto, B., & Others. (2021). Modified Flower Pollination Algorithm For Disease Identification In Swine. *International Journal Of Intelligent Engineering & Systems*, 14(6).
- Polly, Y. T., Hartati, S., Suprpto, B. S., & Sumiarto, B. (2023). A Novel Approach To Multi-Layer-Perceptron Training Using Quadratic Interpolation Flower Pollination Neural Network On Non-Binary Datasets. *Int. J. Adv. Computer Sci. Appl*, 14, 497–504.
- Rahma, S. N., & Putriningtyas, N. D. (2023). *Hubungan Pengetahuan Gizi, Asupan Zat Gizi Makro Dan Aktivitas Fisik Dengan Status Gizi Taruna Dan Taruni*. 3(3).
- Sa'adah, W., & Chotijah, U. (2022). Optimasi Penentuan Menu Makanan Pendamping Air Susu Ibu Menggunakan Algoritma Genetika. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 8(1). <https://doi.org/10.28932/Jutisi.V8i1.4486>
- Sari, P. R., Cholissodin, I., & Rahayudi, B. (2021). Optimasi Gizi Bahan Makanan Pada Anak—Anak Untuk Tumbuh Kembang Menggunakan Algoritma Genetika (Studi Kasus: Dinas Kesehatan Kabupaten Kediri). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(12), 5429–5436. <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/J-Ptiik/Article/View/10250>
- Setiawan, R. (2024). *Pemilihan Menu Makanan Untuk Diet Dengan Pendekatan Algoritma Genetika*. 8.
- Sumarlin, R. (2021). *Konsep Dasar Ilmu Gizi*.
- Ufiah Ramlah. (2021). Gangguan Kesehatan Pada Anak Usia Dini Akibat Kekurangan Gizi Dan Upaya Pencegahannya. *Ana' Bulava: Jurnal Pendidikan Anak*, 2(2), 12–25. <https://doi.org/10.24239/Abulava.Vol2.Iss2.40>