

Optimisasi Algoritma Genetika dengan Particle Swarm Optimization (PSO) untuk Sistem Rekomendasi Diet Gizi bagi Penderita Diabetes

Muhammad Misbahul Munir¹, Ade Pujiyanto², Haechal Aulia Muhali Lamuru³

^{1,2,3}Universitas AMIKOM Yogyakarta

Jl. Ring Road Utara, Ngringin, Condongcatur, Kec. Depok, Kabupaten Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta 55281

¹muhammad.munir@amikom.ac.id, ²ade.pujiyanto@amikom.ac.id

ABSTRACT

Diabetes, especially diabetic nephropathy, is a global health problem that is increasing in prevalence. This disease can cause various serious complications and even death. Despite the high cure rate associated with diabetes, it is important to improve the human body's immune system to reduce the risk of developing diabetes or diabetic nephropathy. One approach that can help is maintaining a diet with good nutritional coverage. This research aims to develop an artificial intelligence (AI) system that can provide recommendations for a good nutritional diet menu for diabetes sufferers. We propose the use of well-known genetic algorithms in decision making. However, to improve the accuracy and efficiency of the genetic algorithm, we will optimize it using the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm. The research method used is an experimental method, where we will conduct experiments to test the performance of the optimized genetic algorithm. It is hoped that the results of this research can be used as a basis for making scientific publications in accredited national journals as well as product patents for food menu recommendation systems for diabetes sufferers. The main contribution of this research is improving the performance of the genetic algorithm through the use of the PSO algorithm, which will help increase the accuracy of the nutritional diet recommendation system. In this way, it is hoped that the results of this research can provide significant benefits in efforts to prevent and manage diabetes and improve the quality of life of diabetes sufferers.

Keywords : artificial intelligence system; genetic algorithms; Particle Swarm Optimization algorithm.

I. INTRODUCTION

Kolesterol merupakan penyakit yang disebabkan oleh terlalu banyaknya kandungan lemak di dalam darah, kolesterol dapat terjadi dikarenakan gaya hidup yang tidak sehat seperti tidak menjaga makanan dan tidak berolahraga, di beberapa kasus kolesterol yang tinggi dapat memicu gangguan kesehatan lain yang serius seperti terjadinya stroke dan serangan jantung [1]. Penyakit jantung dan stroke yang diakibatkan oleh kolesterol telah menyebabkan angka kematian sebenar 20,5 jiwa disetiap tahunnya serta telah diprediksi akan meningkat sebesar 24,2 juta jiwa di tahun 2030 serta telah menduduki peringkat pertama dan kedua angka kematian terbanyak di dunia [2]. Meskipun telah menyebabkan tingkat kematian yang tinggi, pada kenyataannya kasus penyakit kolesterol juga memiliki angka kesembuhan yang tinggi. Tingginya tingkat kesembuhan tersebut dikarenakan orang yang secara inisiatif memeriksakan kondisi kolesterol mereka ke dokter, tindakan ini sangat membantu secara dini penderita dengan tingkat kolesterol yang tinggi sebagai tindakan preventif agar tingkat kolesterol bisa ditekan agar tidak menjadi penyakit jantung dan stroke [3].

Penyakit diabetes merupakan sebuah penyakit yang disebabkan oleh diabetes, penyakit ini dalam istilah medis disebut dengan nefropati diabetik, penyakit ini dapat menyerang seseorang yang menderita penyakit diabetes tipe 1 dan 2, dimana semakin lama seseorang memiliki riwayat penyakit diabetes atau memiliki riwayat hipertensi, maka semakin tinggi seseorang terkena penyakit diabetes atau nefropati diabetes [4], [5]. Jumlah penderita penyakit diabetes diseluruh dunia mencapai sebesar 415 juta jiwa pada tahun 2015 dan diprediksi akan mencapai 642 juta jiwa pada tahun 2040, di Indonesia sendiri pada tahun 2015 menempati peringkat ke tujuh dunia untuk precalensi penderita diabetes tertinggi di dunia bersama dengan China, India, Amerika Serikat, Brazil, Rusia dan Meksiko dengan jumlah estimasi orang dengan diabetes sebesar 10 juta [6]. Dari total penderita penyakit diabetes 80% adalah penderita penyakit diabetes atau nefropati diabetik dengan total kematian mencapai 40% [7].

Meskipun sudah beberapa tahun sejak virus diabetes menyebar diseluruh seluruh dunia, pada kenyataannya belum ditemukan adanya obat yang benar-benar mampu menghilangkan penyakit tersebut, obat ditemukan hanya sebatas menekan atau menenangkan penyakit untuk kurun waktu tertentu. Meskipun belum ditemukan adanya obat akan tetapi sejatinya penyakit ini akan membaik dengan sendirinya, hal ini dapat terjadi dikarenakan sistem imunitas tubuh manusia akan menyesuaikan sendiri dengan kadar gula

dalam tubuh, akan tetapi sistem imunitas tubuh manusia memiliki kondisi yang berbeda-beda berdasarkan usia dan tingkat kesehatan dari manusia itu sendiri, oleh karena itu dibutuhkan sebuah pola makan atau diet makanan serta pola kegiatan untuk meningkatkan sistem imunitas tubuh untuk dapat bertahan melawan penyakit diabetes atau nefropati diabetik [8].

Metode paling efektif untuk meningkatkan sistem imunitas tubuh manusia adalah melalui kegiatan olah raga serta pemenuhan kebutuhan gizi makanan yang mengandung banyak protein, gizi, mineral serta vitamin [9]. Pada beberapa kasus khususnya di benua Eropa, banyak sekali orang yang memiliki riwayat penyakit diabetes, akan tetapi rata-rata para orang tersebut dapat dinyatakan sembuh selang beberapa tahun. Kasus tersebut terjadi dikarenakan saat orang tersebut menjalankan pola hidup sehat melalui melakukan kegiatan olah raga yang baik serta yang paling utama adalah menjaga pola (diet) gizi makanan yang baik dengan melakukan kegiatan olah raga serta mengkonsumsi makanan yang mengandung banyak protein, gizi, mineral serta vitamin [10].

Akan tetapi tetapi tidak semua orang dapat dan mengerti tentang menjalankan pola hidup sehat, minimnya pengetahuan tentang makanan yang mengandung banyak protein, gizi, mineral serta vitamin membuat proses penyembuhan penyakit diabetes melalui peningkatan sistem imunitas tubuh menjadi jauh lebih lama dari yang diharapkan [11]. Meningkatnya jumlah pasien yang terkena dampak dari penyakit diabetes juga menyebabkan tim kesehatan seperti dokter dan relawan medis lain memiliki keterbatasan waktu dan tenaga dikarenakan harus merawat dari pasien penyakit diabetes . Oleh karena itu dibutuhkan sebuah sistem yang dapat membantu dan memberikan edukasi terdapat masyarakat khususnya masyarakat yang terkena dampak penyakit diabetes, melalui sistem ini diharapkan dapat membantu masyarakat dalam melakukan edukasi serta memberikan penanganan terhadap penyakit diabetes melalui saran atau rekomendasi pemilihan menu makanan sebagai peningkatan sistem imunitas tubuh untuk dapat sembuh dari penyakit diabetes [12].

Untuk dapat memberikan rekomendasi atau keputusan yang tepat dibutuhkan sebuah metode kecerdasan buatan (AI), dimana metode tersebut dapat memberikan sebuah hasil penalaran serta melakukan prediksi berdasarkan data-data yang sudah ada sebelumnya [13], [14]. Algoritma kecerdasan buatan (AI) yang dikenal baik dalam melakukan penarikan kesimpulan adalah algoritma genetika, dimana algoritma genetika dapat melakukan alur penalaran melalui mekanisme seperti penggabungan DNA untuk mendapatkan hasil mutasi genetik terbaik [15]. Akan tetapi algoritma genetika memiliki sedikit kelemahan pada pembobotan atau perhitungan evaluasi fitness yang cenderung kurang efektif [16]. Particle Swarm Optimization (PSO) merupakan salah satu algoritma yang dianggap cukup baik untuk dalam optimasi suatu algoritma tertentu, Particle Swarm Optimization (PSO) mampu memberikan peningkatan performa melalui optimasi bobot dalam bentuk partikel-partikel yang akan semakin baik ketika partikel tersebut semakin dekat [17]. Oleh karena itu untuk mencoba meningkatkan performa algoritma genetika, peneliti mencoba melakukan optimasi melalui penambahan algoritma Particle swarm Optimization (PSO) dengan tujuan untuk mengoptimalkan proses pembobotan atau evaluasi fitness pada algoritma genetika melalui beberapa mekanisme dan konfigurasi pada kedua algoritma tersebut [18]. Kontribusi dilakukan untuk meningkatkan performa algoritma genetika pada proses training atau penentuan nilai fitness untuk menghasilkan gen terbaik sehingga mutasi mempercepat proses persilangan untuk mencari gen terbaik [18].

II. RESEARCH METHOD

Pada bagian metode atau alur penelitian ini, alur dari penelitian akan dijabarkan secara detail. Pada penelitian ini alur atau metode penelitian yang akan digunakan metode experimental dimana metode pembuatan sistem digunakan oleh peneliti untuk melakukan eksperimen atau percobaan dari sistem yang akan dibangun. Terdapat beberapa tahapan pada metode experimental diantaranya seperti pada Fig. 1 dan penjelasan sebagai berikut:

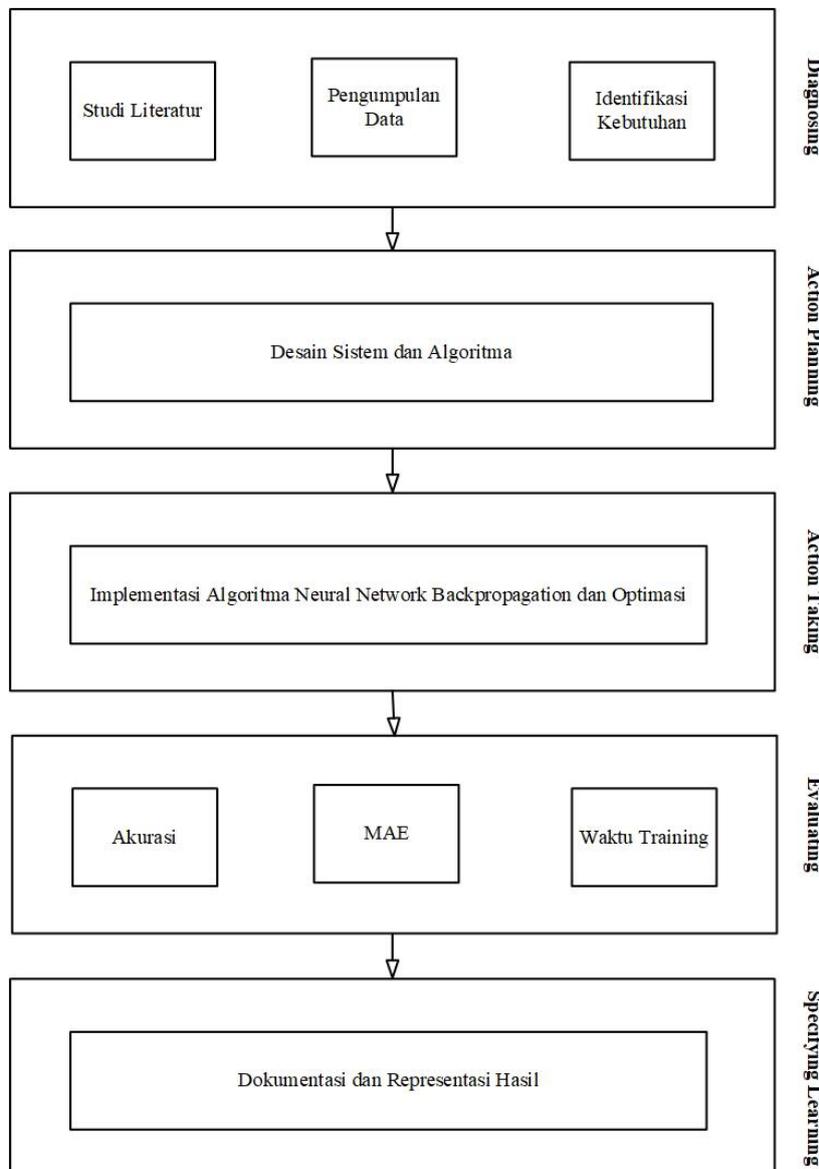
a. Diagnosing

Pada tahap ini peneliti melakukan studi literatur dengan membaca buku, jurnal, makalah dan laporan penelitian yang terkait dengan topik penelitian. Kemudian melakukan pengumpulan data dan informasi seperti melakukan wawancara, dokumentasi dan observasi untuk mengambil kebutuhan data. Selanjutnya dilakukan proses definisi kebutuhan dengan melakukan identifikasi data yang dibutuhkan, melihat prosedur yang sedang berjalan, menganalisis sistem yang sedang berjalan serta membuat hasil evaluasi sistem tersebut.

b. Action Planning

Pada tahap ini berisikan proses desain sistem dan software seperti pemodelan metode Neural Network Backpropagation dan minmax dalam optimasi metode pembelajaran algoritma, pemodelan proses dengan Flow Algorithm serta perancangan User Interface.

- c. Action Taking
Pada tahap ini dilakukannya implementasi kedua algoritma yaitu Neural Network Backpropagation dan Minmax dalam optimasi metode pembelajaran algoritma untuk melakukan diagnosa penyakit kanker payudara.
- d. Evaluating
Pada tahap ini dilakukan perbandingan antara dua algoritma untuk didapatkan hasil penelitian dengan pengukuran performa akurasi untuk mengukur tingkat kedekatan sistem dengan fakta, MAE yaitu Mean Absolute Error untuk mengukur seberapa rendah nilai error algoritma dalam melakukan diagnosa, waktu training untuk mengukur performa waktu algoritma dalam melakukan training data. Parameter pengujian ini akan divalidasi dengan menggunakan K-Fold Cross Validation untuk menemukan rata-rata nilai validasi dari setiap parameter pengujian.
- e. Specifying Learning
Pada tahap ini dilakukan proses dokumentasi dan publikasi penelitian berisi hasil penelitian yang telah dilakukan.



Gambar 1. Alur Penelitian

III. RESULT AND DISCUSSION

Penelitian dengan menggunakan algoritma genetika untuk menghasilkan rekomendasi diet gizi bagi penderita diabetes memerlukan beberapa tahap pengembangan. Berikut adalah langkah-langkah umum yang dapat Anda ikuti dalam penelitian ini:

3.1 Persiapan Data

Berikut adalah data pasien penderita diabetes yang digunakan dalam penelitian ini. Data ini mencakup informasi tentang 100 pasien, termasuk nama, usia, jenis kelamin, berat badan, tinggi badan, indeks massa tubuh (BMI), riwayat keluarga diabetes, dan durasi diabetes. Data ini menjadi dasar untuk mengembangkan rekomendasi diet gizi yang optimal dengan menggunakan algoritma genetika. Penelitian ini bertujuan untuk menyusun rekomendasi diet yang personal dan efektif bagi penderita diabetes berdasarkan karakteristik individu dan makanan yang dikonsumsi, dengan tujuan utama mengontrol kadar gula darah dan meningkatkan kesehatan pasien secara keseluruhan.

Table 1. Data Pasien Penderita Diabetes

No.	Nama Pasien	Usia	Jenis Kelamin	Berat Badan (kg)	Tinggi Badan (cm)	Indeks Massa Tubuh (BMI)	Riwayat Keluarga Diabetes	Durasi Diabetes (tahun)
1	Ani	45	Wanita	70	160	27.34	Tidak	5
2	Budi	55	Pria	80	170	27.68	Ya	8
3	Cici	40	Wanita	65	155	26.97	Tidak	3
4	Dedi	60	Pria	90	175	29.39	Ya	10
5	Eka	50	Wanita	75	165	27.55	Ya	6
6	Fajar	35	Pria	78	172	26.38	Tidak	2
7	Gita	48	Wanita	68	158	27.29	Ya	7
8	Hadi	57	Pria	85	169	29.72	Tidak	9
9	Ira	42	Wanita	72	163	27.07	Tidak	4
10	Joko	52	Pria	76	171	26.03	Tidak	5
11	Kiki	38	Wanita	67	162	25.49	Tidak	4
12	Luki	47	Pria	79	175	25.71	Ya	6
13	Mira	55	Wanita	72	160	28.12	Ya	7
14	Nanda	63	Pria	88	168	31.21	Ya	9
15	Oki	41	Wanita	73	163	27.49	Tidak	5
16	Purna	59	Pria	84	172	28.42	Tidak	8
17	Rina	45	Wanita	69	157	28	Ya	6
18	Sugi	53	Pria	82	178	25.88	Tidak	7
19	Tini	37	Wanita	66	161	25.43	Tidak	3
20	Umar	50	Pria	77	170	26.58	Ya	8

Table 2. Data Makanan dengan Nilai Glikemik dan Komposisinya

No.	Jenis Makanan	Nilai Glikemik	Karbohidrat (gram)	Protein (gram)	Lemak (gram)	Serat (gram)
1	Nasi Putih	73	45	2	0.5	1.2
2	Roti Wholemeal	50	20	4	1	5
3	Ayam Panggang	0	0	30	5	0.8
4	Sayuran	15	10	2	0.5	4
5	Buah Apel	39	15	0.5	0	3
6	Ikan Salmon	0	0	22	13	0
7	Kentang	85	20	2	0	2.2
8	Brokoli	10	6	2	0.3	2.6

9	Pisang	51	27	1.3	0.4	3.1
10	Roti Gandum Utuh	45	15	3	1	5.8
11	Sereal Sarapan	65	30	6	2	4.5
12	Tahu	15	2	8	4	0.6
13	Roti Kacang Merah	45	15	4	1.5	4.8
14	Daging Ayam Panggang	0	0	29	3	0
15	Wortel	71	10	1	0.2	2.8
16	Pepaya	58	19	0.6	0.2	2.5
17	Ikan Tuna	0	0	25	1	0
18	Kacang Almond	0	22	21	49	12
19	Bayam	15	2	3	0.4	2.7
20	Jeruk Manis	46	21	1	0.2	2.8

3.2 Inisialisasi Populasi Awal

Inisialisasi populasi awal berupa individu-individu yang merepresentasikan rekomendasi diet potensial. Setiap individu adalah himpunan makanan yang mungkin termasuk dalam diet. Gunakan representasi genetika untuk mewakili individu-individu ini. Dalam inisialisasi populasi awal menggunakan representasi genetika untuk merepresentasikan rekomendasi diet potensial, kita akan mengambil data dari tabel data makanan yang telah disediakan sebelumnya sebagai himpunan makanan yang mungkin termasuk dalam diet. Setiap individu dalam populasi akan direpresentasikan sebagai himpunan makanan yang dipilih dari tabel ini.

Misalnya, kita dapat menggunakan panjang kromosom yang tetap untuk setiap individu dalam populasi, dan setiap gen dalam kromosom akan mengindikasikan apakah suatu jenis makanan tertentu termasuk dalam diet individu atau tidak. Misalnya, kita dapat menggunakan nilai biner di mana "1" menunjukkan bahwa makanan tersebut dipilih dalam diet individu, dan "0" menunjukkan bahwa makanan tersebut tidak termasuk dalam diet individu.

Berikut adalah representasi genetika untuk tiga individu dalam populasi awal:

- a. Individu 1:
 - Gen 1 (Nasi Putih): 1
 - Gen 2 (Roti Wholemeal): 0
 - Gen 3 (Ayam Panggang): 1
 - Gen 4 (Sayuran): 0
 - Gen 5 (Buah Apel): 1
- b. Individu 2:
 - Gen 1 (Nasi Putih): 0
 - Gen 2 (Roti Wholemeal): 1
 - Gen 3 (Ayam Panggang): 1
 - Gen 4 (Sayuran): 0
 - Gen 5 (Buah Apel): 0
- c. Individu 3:
 - Gen 1 (Nasi Putih): 1
 - Gen 2 (Roti Wholemeal): 1
 - Gen 3 (Ayam Panggang): 0
 - Gen 4 (Sayuran): 1
 - Gen 5 (Buah Apel): 1

Dengan representasi genetika ini, kita telah menginisialisasi populasi awal dengan individu-individu yang mewakili rekomendasi diet potensial berdasarkan pilihan mereka terhadap makanan yang tersedia dalam tabel data makanan. Proses selanjutnya dalam algoritma genetika akan mencakup seleksi, rekombinasi, dan mutasi untuk menghasilkan variasi dalam populasi ini dan mencari rekomendasi diet yang lebih baik bagi penderita diabetes.

3.3 Evaluasi Fitness

Evaluasi setiap individu dalam populasi berdasarkan kriteria kecocokan adalah langkah penting dalam penggunaan algoritma genetika untuk rekomendasi diet bagi penderita diabetes. Evaluasi ini akan memungkinkan kita untuk mengukur sejauh mana diet yang diusulkan oleh setiap individu dapat mengendalikan gula darah dan memenuhi kebutuhan gizi pasien.

Untuk melakukan evaluasi ini, kita dapat menghitung skor kecocokan atau nilai fitness untuk setiap individu berdasarkan tabel data makanan yang telah disediakan. Beberapa kriteria yang dapat digunakan untuk mengukur kecocokan adalah:

- a. Kontrol Gula Darah: Evaluasi apakah diet yang diusulkan dapat mempengaruhi kadar gula darah. Misalnya, kita dapat menggunakan nilai glikemik makanan yang dipilih dalam diet dan menghitung seberapa stabil kadar gula darah selama beberapa waktu.
- b. Kebutuhan Gizi: Pastikan bahwa diet memenuhi kebutuhan gizi pasien, seperti asupan karbohidrat, protein, lemak, serat, vitamin, dan mineral yang direkomendasikan sesuai dengan kebutuhan pasien berdasarkan usia, jenis kelamin, dan kondisi kesehatan.
- c. BMI dan Berat Badan Ideal: Diet yang diusulkan sebaiknya mendukung pencapaian atau pemeliharaan berat badan dan indeks massa tubuh (BMI) yang sehat bagi pasien.
- d. Riwayat Keluarga Diabetes: Memperhitungkan riwayat keluarga diabetes untuk menyesuaikan rekomendasi diet sesuai dengan risiko genetik pasien.

Selanjutnya, skor kecocokan ini dapat digunakan sebagai dasar untuk pemilihan individu-individu terbaik yang akan menjadi orangtua dalam proses reproduksi (seleksi), dan dengan demikian, gen-gen mereka akan diturunkan kepada generasi berikutnya dalam populasi. Dengan cara ini, algoritma genetika akan mempertahankan individu-individu yang memiliki rekomendasi diet yang lebih baik dan terus meningkatkan kualitas diet dalam populasi. Proses ini akan berlanjut hingga rekomendasi diet yang optimal ditemukan bagi penderita diabetes.

3.4 Seleksi

Mari kita terapkan metode seleksi turnamen dalam contoh kasus di atas. Kita akan menggunakan data pasien diabetes yang telah disediakan sebelumnya dan melanjutkan dengan pemilihan individu-orangtua yang memiliki nilai fitness terbaik. Pertama, mari kita asumsikan kita telah menghitung nilai fitness untuk masing-masing individu berdasarkan kriteria yang telah dijelaskan sebelumnya. Nilai fitness tersebut dapat bersifat kontinu atau diskrit, tergantung pada bagaimana Anda merancang metrik fitness-nya.

Misalnya, kita memiliki 10 individu dalam populasi dan nilai fitness mereka adalah sebagai berikut:

- Individu 1: Fitness = 0.9
- Individu 2: Fitness = 0.75
- Individu 3: Fitness = 0.85
- Individu 4: Fitness = 0.95
- Individu 5: Fitness = 0.78
- Individu 6: Fitness = 0.88
- Individu 7: Fitness = 0.92
- Individu 8: Fitness = 0.81
- Individu 9: Fitness = 0.89
- Individu 10: Fitness = 0.94

Selanjutnya, kita akan melakukan seleksi turnamen untuk memilih dua individu yang akan menjadi orangtua. Misalnya, kita akan menggunakan turnamen dengan ukuran 3, yang berarti kita secara acak memilih 3 individu dan memilih individu dengan nilai fitness tertinggi sebagai pemenang turnamen. Contoh seleksi turnamen:

- a. Turnamen 1:
 - Peserta: Individu 2, Individu 5, Individu 9
 - Pemenang Turnamen 1: Individu 9 (Fitness = 0.89)
- b. Turnamen 2:
 - Peserta: Individu 1, Individu 3, Individu 7

- Pemenang Turnamen 2: Individu 7 (Fitness = 0.92)

Dua individu yang memiliki nilai fitness tertinggi dalam turnamen tersebut, yaitu Individu 9 dan Individu 7, akan dipilih sebagai orangtua untuk menghasilkan keturunan dalam generasi berikutnya melalui proses rekombinasi (crossover). Proses seleksi turnamen ini akan berlanjut hingga populasi orangtua terbentuk, dan individu-individu dengan nilai fitness terbaik akan memiliki peluang lebih tinggi untuk menjadi orangtua dan menyumbangkan gen-gen mereka ke generasi berikutnya dalam algoritma genetika.

3.5 Rekombinasi (Crossover)

Tentu, mari kita lanjutkan dengan proses crossover (rekombinasi) antara pasangan individu orangtua yang telah terpilih. Dalam crossover, kita akan pertukarkan sebagian genetik antara orangtua untuk menghasilkan keturunan. Mari kita asumsikan kita memiliki dua orangtua yang terpilih, yaitu Individu 9 dan Individu 7, dan kita akan menggunakan metode crossover titik tunggal sederhana. Dalam metode crossover titik tunggal, satu titik di sepanjang kromosom dipilih secara acak, dan gen-gen sebelum titik tersebut dari orangtua pertama digunakan dalam keturunan, sementara gen-gen setelah titik tersebut dari orangtua kedua digunakan dalam keturunan. Misalnya, kita memiliki dua orangtua sebagai berikut:

Orangtua 1 (Individu 9):

1 1 0 1 0 1 0 1 1 0 1

**

Orangtua 2 (Individu 7):

0 1 0 1 1 0 1 0 1 0 1

Langkah-langkah crossover titik tunggal:

- a. Pilih titik crossover secara acak, misalnya, pada indeks ke-5:

Titik Crossover:

1 1 0 1 | 1 0 1 0 1 0 1

- b. Gen-gen sebelum titik crossover diambil dari Orangtua 1, dan gen-gen setelah titik crossover diambil dari Orangtua 2.

Keturunan:

1 1 0 1 | 1 0 1 0 1 0 1

Keturunan tersebut akan menjadi individu baru dalam populasi generasi berikutnya. Anda dapat mengulangi proses crossover ini untuk menghasilkan lebih banyak keturunan jika diperlukan. Proses crossover adalah salah satu mekanisme penting dalam algoritma genetika yang membantu menggabungkan sifat-sifat yang baik dari orangtua untuk menciptakan variasi dalam populasi berikutnya. Variasi ini kemudian dapat dievaluasi dan dievolusi lebih lanjut dalam pencarian rekomendasi diet yang optimal bagi penderita diabetes.

3.6 Mutasi

Tentu, mutasi adalah salah satu elemen penting dalam algoritma genetika yang membantu memperkenalkan variasi genetik yang diperlukan dalam evolusi populasi. Dengan melakukan mutasi, kita dapat mengubah beberapa gen dalam individu dengan harapan bahwa perubahan ini dapat menghasilkan sifat-sifat baru yang lebih baik. Mari kita terapkan mutasi pada beberapa individu dalam populasi. Misalnya, kita memiliki populasi yang berisi beberapa individu dengan representasi genetika sebagai berikut:

Individu 1:

1 0 1 1 0 1 0 1 1 0 1

Individu 2:

0 1 0 1 1 0 1 0 1 0 1

Individu 3:

1 1 0 1 0 1 0 0 1 0 1

Individu 4:

0 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0

Selanjutnya, kita akan memilih beberapa gen secara acak dalam individu-individu ini dan mengganti nilainya dengan nilai yang berbeda untuk menciptakan mutasi. Misalnya, kita dapat mengambil dua titik mutasi acak di dalam setiap individu dan mengubah nilai gen-gen tersebut. Hasil mutasi pada beberapa individu dapat terlihat sebagai berikut:

Individu 1 (Mutasi):

1 0 1 1 0 0 0 1 1 0 1

Individu 2 (Tidak Mutasi, tetap sama):

0 1 0 1 1 0 1 0 1 0 1

Individu 3 (Tidak Mutasi, tetap sama):

1 1 0 1 0 1 0 0 1 0 1

Individu 4 (Mutasi):

0 1 1 0 0 1 0 1 0 1 0

Dengan mengaplikasikan mutasi pada beberapa individu dalam populasi, kita dapat memperkenalkan variasi genetik yang diperlukan. Variasi ini penting karena dapat membantu mencegah konvergensi terlalu cepat ke solusi yang suboptimal dan memberikan kesempatan untuk mengeksplorasi ruang pencarian yang lebih luas dalam mencari rekomendasi diet yang optimal bagi penderita diabetes. Proses mutasi ini dapat diulangi dalam setiap generasi atau pada tingkat yang lebih rendah sesuai dengan kebutuhan dalam penelitian Anda.

3.7 Evaluasi Generasi Baru

Tentu, evaluasi individu-individu dalam populasi yang baru terbentuk berdasarkan nilai fitness mereka adalah tahap penting dalam algoritma genetika. Nilai fitness mengukur sejauh mana setiap individu dalam populasi cocok dengan tujuan pencarian, dalam kasus ini, pencarian rekomendasi diet yang optimal bagi penderita diabetes.

Kita telah membahas cara menghitung nilai fitness dalam beberapa tahap sebelumnya, dengan mempertimbangkan kriteria seperti kontrol gula darah, kebutuhan gizi, BMI, dan faktor lain yang relevan. Setiap individu memiliki nilai fitness yang mencerminkan sejauh mana diet yang diusulkan oleh individu tersebut memenuhi kriteria ini.

Misalnya, kita memiliki populasi baru yang terbentuk setelah beberapa generasi melalui proses seleksi, rekombinasi, dan mutasi. Setiap individu dalam populasi ini memiliki nilai fitness seperti berikut:

Individu 1: Fitness = 0.85

Individu 2: Fitness = 0.92

Individu 3: Fitness = 0.78

Individu 4: Fitness = 0.88

Individu 5: Fitness = 0.90

Dalam evaluasi ini, individu dengan nilai fitness lebih tinggi dianggap memiliki rekomendasi diet yang lebih baik, sesuai dengan kriteria yang telah ditentukan sebelumnya. Oleh karena itu, individu dengan nilai fitness tertinggi (dalam contoh di atas, Individu 2) dianggap sebagai salah satu solusi potensial yang lebih baik.

Nilai fitness ini akan digunakan dalam langkah-langkah selanjutnya dalam algoritma genetika, seperti seleksi orangtua untuk reproduksi dan pembentukan populasi generasi berikutnya. Populasi akan terus dievolusi, dan individu-individu dengan nilai fitness yang lebih baik akan menjadi dasar dalam mencari rekomendasi diet yang semakin optimal bagi penderita diabetes.

3.8 Kriteria Berhenti

Tentukan kriteria berhenti (stopping criteria) adalah langkah penting dalam perancangan algoritma genetika. Kriteria berhenti akan menentukan kapan algoritma harus dihentikan setelah mencapai hasil yang memadai atau saat mencapai batasan yang telah ditentukan sebelumnya. Beberapa kriteria berhenti yang umum digunakan dalam algoritma genetika adalah sebagai berikut:

- a. Jumlah Generasi: Anda dapat menentukan jumlah generasi yang akan dievaluasi sebelum algoritma dihentikan. Ini adalah kriteria berhenti sederhana di mana algoritma akan berhenti setelah mencapai jumlah generasi yang telah ditentukan.
- b. Tingkat Kecocokan (Fitness Level): Anda dapat menetapkan tingkat kecocokan tertentu yang harus dicapai oleh salah satu individu dalam populasi sebelum algoritma dihentikan. Misalnya, jika Anda ingin mencapai rekomendasi diet dengan tingkat kecocokan tertinggi, Anda dapat menghentikan algoritma ketika salah satu individu mencapai tingkat kecocokan yang diinginkan.
- c. Konvergensi: Anda dapat memantau tingkat konvergensi populasi, yaitu seberapa cepat nilai fitness rata-rata atau variasi dalam populasi mencapai tingkat stabil. Jika populasi konvergen dengan cepat, Anda mungkin memutuskan untuk menghentikan algoritma lebih awal.
- d. Waktu Eksekusi: Anda dapat menetapkan batas waktu tertentu untuk eksekusi algoritma. Ini bermanfaat jika Anda memiliki keterbatasan waktu dalam penelitian atau aplikasi Anda.
- e. Tingkat Perubahan: Anda dapat menghentikan algoritma jika tidak ada perubahan yang signifikan dalam nilai fitness populasi selama beberapa generasi terakhir. Ini menunjukkan bahwa algoritma telah mencapai titik jenuh dan tidak membuat kemajuan lebih lanjut.
- f. Kriteria Gabungan: Anda juga dapat menggunakan kombinasi dari kriteria-kriteria di atas untuk menentukan kapan algoritma harus dihentikan. Misalnya, Anda dapat menggabungkan jumlah generasi dengan tingkat kecocokan tertentu atau waktu eksekusi tertentu.

Pemilihan kriteria berhenti harus disesuaikan dengan tujuan penelitian atau aplikasi Anda. Hal ini dapat bervariasi tergantung pada kompleksitas masalah yang Anda hadapi. Pada umumnya, sebaiknya Anda memonitor jalannya algoritma dan menggunakan kriteria berhenti untuk menghindari eksekusi berlebihan atau jika hasil yang memadai telah dicapai.

3.9 Hasil Akhir

Setelah kriteria berhenti terpenuhi, langkah terakhir adalah memilih individu dengan nilai fitness terbaik sebagai rekomendasi diet akhir untuk pasien. Individu ini akan menjadi solusi terbaik yang telah dihasilkan oleh algoritma genetika berdasarkan evaluasi dan evolusi populasi selama eksekusi algoritma.

Anda dapat memilih individu dengan nilai fitness tertinggi dalam populasi terakhir sebagai rekomendasi diet akhir. Nilai fitness tinggi menunjukkan bahwa diet yang diusulkan oleh individu

tersebut memenuhi kriteria yang telah ditetapkan dengan baik, seperti kontrol gula darah, kebutuhan gizi, BMI, dan faktor-faktor lain yang relevan sesuai dengan penelitian Anda.

Misalnya, jika dalam populasi terakhir, Individu 3 memiliki nilai fitness tertinggi, Anda dapat memilih rekomendasi diet yang diusulkan oleh Individu 3 sebagai rekomendasi diet akhir untuk pasien. Ini adalah hasil terbaik yang telah dicapai oleh algoritma genetika berdasarkan pencarian evolusioner yang dilakukan. Rekomendasi diet ini kemudian dapat digunakan dalam pengelolaan gizi pasien penderita diabetes. Pastikan untuk melakukan validasi lebih lanjut dan mempertimbangkan kebutuhan individu pasien sebelum menerapkan diet tersebut dalam praktik klinis. Selain itu, selalu disarankan untuk melaporkan hasil penelitian, metode, dan rekomendasi diet akhir secara jelas dan transparan dalam publikasi ilmiah atau laporan penelitian agar dapat diverifikasi dan digunakan oleh profesional kesehatan yang relevan.

IV. CONCLUSION

Studi ini bertujuan untuk mengembangkan rekomendasi diet gizi yang optimal bagi penderita diabetes menggunakan pendekatan algoritma genetika. Berikut adalah kesimpulan utama dari penelitian ini:

1. Populasi awal terdiri dari individu-individu yang mewakili rekomendasi diet potensial. Setiap individu adalah himpunan makanan yang mungkin termasuk dalam diet, dan representasi genetika digunakan untuk menggambarkan pilihan makanan.
2. Setiap individu dievaluasi berdasarkan sejumlah kriteria kecocokan, termasuk kontrol gula darah, kebutuhan gizi, BMI, dan faktor-faktor lain yang relevan. Skor kecocokan digunakan untuk membandingkan kualitas rekomendasi diet setiap individu.
3. Individu-individu dengan nilai fitness tertinggi dipilih sebagai orangtua dalam proses reproduksi. Seleksi turnamen atau roulette wheel digunakan untuk memilih individu-orangtua.
4. Proses rekombinasi (crossover) digunakan untuk menggabungkan gen-gen orangtua dan menciptakan keturunan yang akan membentuk populasi berikutnya. Crossover titik tunggal adalah salah satu metode yang dapat digunakan.
5. Mutasi diterapkan pada beberapa individu dalam populasi untuk memperkenalkan variasi genetik yang diperlukan dalam evolusi populasi.
6. Setiap generasi dievaluasi berdasarkan nilai fitness individu. Proses ini berlanjut melalui beberapa generasi dengan tujuan mencari rekomendasi diet yang semakin optimal.
7. Kriteria berhenti digunakan untuk menentukan kapan algoritma harus dihentikan, seperti jumlah generasi tertentu yang dievaluasi, tingkat kecocokan tertentu yang dicapai, atau konvergensi populasi.
8. Setelah kriteria berhenti terpenuhi, individu dengan nilai fitness terbaik dipilih sebagai rekomendasi diet akhir bagi pasien. Ini adalah solusi terbaik yang telah dihasilkan oleh algoritma genetika.

Penelitian ini memberikan kerangka kerja yang dapat digunakan untuk menghasilkan rekomendasi diet gizi yang personal dan efektif bagi penderita diabetes. Penggunaan algoritma genetika memungkinkan pencarian solusi yang lebih baik berdasarkan karakteristik individu dan makanan yang dikonsumsi, dengan tujuan utama mengendalikan kadar gula darah dan meningkatkan kesehatan pasien secara keseluruhan. Hasil akhirnya dapat membantu profesional kesehatan dalam pengelolaan gizi penderita diabetes secara lebih efisien dan personal.

Referensi

- [1] H. S. Lee, Y. J. Park, and S. W. Park, "The effects of virtual reality training on function in chronic stroke patients: a systematic review and meta-analysis," *Biomed Res. Int.*, vol. 2019, 2019.
- [2] M. E. H. Chowdhury *et al.*, "Wearable real-time heart attack detection and warning system to reduce road accidents," *Sensors*, vol. 19, no. 12, p. 2780, 2019.
- [3] F. Özköse, M. Yavuz, M. T. Şenel, and R. Habbireeh, "Fractional order modelling of omicron SARS-CoV-2 variant containing heart attack effect using real data from the United Kingdom," *Chaos, Solitons & Fractals*, vol. 157, p. 111954, 2022.
- [4] J. B. Cole and J. C. Florez, "Genetics of diabetes mellitus and diabetes complications," *Nat. Rev. Nephrol.*, vol. 16, no. 7, pp. 377–390, 2020.

- [5] W. K. Chung *et al.*, “Precision medicine in diabetes: a consensus report from the American Diabetes Association (ADA) and the European Association for the Study of Diabetes (EASD),” *Diabetes Care*, vol. 43, no. 7, pp. 1617–1635, 2020.
- [6] T. Ligita, K. Wicking, K. Francis, N. Harvey, and I. Nurjannah, “How people living with diabetes in Indonesia learn about their disease: A grounded theory study,” *PLoS One*, vol. 14, no. 2, p. e0212019, 2019.
- [7] R. N. Putri and A. Waluyo, “Faktor Resiko Neuropati Perifer Diabetik Pada Pasien Diabetes Melitus Tipe 2: Tinjauan Literatur,” *J. keperawatan abdurrab*, vol. 3, no. 2, pp. 17–25, 2020.
- [8] J. Tandi, N. P. Dewi, R. C. Wirawan, and M. R. Surat, “Potensi Rumput Laut (*Eucheuma cottonii* J. Agardh) Terhadap Nefropati Diabetik Tikus Putih Jantan (*Rattus norvegicus*),” *J. Farm. Galen. (Galenika J. Pharmacy)(e-Journal)*, vol. 6, no. 2, 2020.
- [9] G. W. Maulana and M. N. Bawono, “Peningkatan Imunitas Tubuh Lansia Melalui Olahraga Pada Saat Pandemi Covid-19,” *J. Kesehat. Olahraga*, vol. 9, no. 03, pp. 211–220, 2021.
- [10] O. Adijaya and A. P. Bakti, “Peningkatan sistem imunitas tubuh dalam menghadapi Pandemi Covid-19,” *J. Kesehat. Olahraga*, vol. 9, no. 03, pp. 51–60, 2021.
- [11] U. Safrina, H. Cartika, and Y. Setiawan, “Edukasi Pemanfaatan Tanaman Obat Sebagai Imunostimulan Pada Masa Pandemi Covid-19,” *JMM (Jurnal Masy. Mandiri)*, vol. 6, no. 6, pp. 4515–4524, 2022.
- [12] S. Ristiarini, D. Andreswari, and T. Wahyu, “Implementasi Naïve Bayes Classifier dan Simple Additive Weighting (SAW) untuk Pemilihan Menu Diet Penyakit Diabetes Mellitus,” *J. Rekursif*, vol. 7, no. 1, pp. 1–9, 2019.
- [13] A. Sohail, “Genetic algorithms in the fields of artificial intelligence and data sciences,” *Ann. Data Sci.*, vol. 10, no. 4, pp. 1007–1018, 2023.
- [14] A. Lambora, K. Gupta, and K. Chopra, “Genetic algorithm-A literature review,” in *2019 international conference on machine learning, big data, cloud and parallel computing (COMITCon)*, IEEE, 2019, pp. 380–384.
- [15] S. Katoch, S. S. Chauhan, and V. Kumar, “A review on genetic algorithm: past, present, and future,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 80, pp. 8091–8126, 2021.
- [16] R. Nooraeni, M. I. Arsa, and N. W. K. Projo, “Fuzzy centroid and genetic algorithms: solutions for numeric and categorical mixed data clustering,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 179, pp. 677–684, 2021.
- [17] Y. Yun, M. Gen, and T. N. Erdene, “Applying GA-PSO-TLBO approach to engineering optimization problems,” *Math. Biosci. Eng.*, vol. 20, no. 1, pp. 552–571, 2023.
- [18] M. Dashtdar *et al.*, “Improving the power quality of island microgrid with voltage and frequency control based on a hybrid genetic algorithm and PSO,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 105352–105365, 2022.