

Aplikasi Rekomendasi Resep Menu Meal Plan Berdasarkan TDEE dan Zat Gizi Makro Pengguna Berbasis Web Dengan Pendekatan MCDA Dan EgoSimilar+

Ivana Jovita Handoko, Henry Novianus Palit, Liliana
Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Kristen Petra
Jl. Siwalankerto 121 – 131 Surabaya 60236
Telp. (031) – 2983455, Fax. (031) – 8417658

E-Mail: ivanajovitah@gmail.com, hnpalit@petra.ac.id, liliana@petra.ac.id

ABSTRAK

Kesadaran masyarakat di Indonesia akan pentingnya gaya hidup sehat semakin tinggi dewasa ini. Memiliki badan yang sehat dan ideal menjadi dambaan masyarakat di Indonesia. Salah satu cara untuk mencapai badan yang sehat dan ideal adalah dengan mengontrol asupan kalori, karbohidrat, protein dan lemak dalam makanan yang dikonsumsi (TDEE dan zat gizi makro). Setiap orang memiliki kebutuhan TDEE dan zat gizi makro berbeda-beda. Untuk memenuhi kebutuhan makro yang sesuai dengan TDEE kalori harian sulit dilakukan jika kurang memahami bagaimana menyusun menu makanan dalam sehari. TDEE dan zat gizi makro tidak boleh kurang dan tidak boleh berlebih, sedangkan komposisi setiap makro memiliki nilai kalori yang berbeda untuk setiap unit gramnya dalam setiap bahan pangan.

Sistem rekomendasi menu meal plan menggunakan EgoSimilar+ dan AHPSort yang merupakan pendekatan MCDA merupakan metode yang digunakan dalam penelitian ini digunakan untuk membangun aplikasi "Dahar" yang merupakan aplikasi rekomendasi meal plan dalam penelitian ini.

Hasil dari aplikasi dan metode yang digunakan dalam aplikasi ini mampu memberikan rekomendasi meal plan dengan toleransi perbedaan kalori sebesar 10%. Dari skala 1 sampai skala 5 dengan arti skala 5 adalah nilai tertinggi, dilakukan survey pengguna terhadap aplikasi dan sistem rekomendasi. Dari hasil survey tersebut rata-rata kepuasan pengguna 4.45 dari 104 responden dengan nilai skala yang mendominasi adalah skala 4 dan skala 5.

Kata Kunci: Rekomendasi, kalori, makro, AHPSort, EgoSimilar+

ABSTRACT

Public awareness in Indonesia of the importance of a healthy lifestyle is getting higher today. Having a healthy and ideal body is the dream of people in Indonesia. One way to achieve a healthy and ideal body is to control the intake of calories, carbohydrates, protein and fat in the food consumed (TDEE and macronutrients). Everyone has different needs for TDEE and macronutrients. It is difficult to meet macro needs in accordance with the daily calorie TDEE if you do not understand how to arrange a daily food menu. TDEE and macronutrients should not be lacking nor should they be in excess, while the composition of each macro has a different calorific value for each gram unit in each food ingredient.

The meal plan menu recommendation system uses EgoSimilar+ and AHPSort which is the MCDA approach, the method used in this study is used to build the "Dahar" application which is the meal plan recommendation application in this study.

The results of the application and the methods used in this application are able to provide recommendations for meal plans with a tolerance of 10% calorie difference. From a scale of 1 to a scale of 5 with the meaning of a scale of 5 being the highest value, a user survey was conducted on the application and recommendation system. From the survey results, the average user satisfaction is 4.45 out of 104 respondents with the dominating scale values being scale 4 and scale 5.

Keywords: Recommendations, calories, macro, AHPSort, EgoSimilar+

1. PENDAHULUAN

Memiliki badan yang sehat dan ideal adalah dambaan bagi hampir sebagian besar orang. Untuk memiliki badan yang sehat dan ideal dapat dicapai dengan pola hidup sehat. Pola hidup sehat adalah gaya hidup yang memperhatikan segala aspek kondisi kesehatan. Pola hidup sehat didefinisikan dan diukur berdasarkan area diet, tingkat aktivitas fisik, berat badan, dan tidak merokok [23]. Salah satu cara untuk mencapai pola hidup sehat adalah dengan berdiet. Diet adalah pola makan yang dilakukan secara rutin atau menjadi kebiasaan [4].

Pola makan dalam diet dapat ditentukan melalui angka TDEE (Total Daily Energy Expenditure). Setiap orang meski sekalipun mereka kembar akan memiliki TDEE yang berbeda-beda [4]. Selain memperhatikan TDEE, makro nutrisi atau zat gizi makro juga dibutuhkan tubuh untuk membangun dan memperbaiki bagian tubuh yang rusak. Zat gizi makro terdiri dari karbohidrat, protein, dan lemak [6][7][22].

Beberapa metode umum yang dilakukan untuk memenuhi kebutuhan TDEE dan zat gizi makro, dari mencatat setiap komposisi makanan yang dikonsumsi hingga meniru menu makan orang lain untuk mempermudah. Tetapi metode tersebut kurang mudah dan kurang efektif bagi pemula yang ingin memulai pola hidup sehat yang belum paham bagaimana menghitung TDEE dan zat gizi makro untuk dilakukan sehari-hari.

Untuk menjawab permasalahan yang ada, diperlukan aplikasi yang mampu memberikan rekomendasi meal plan resep menu makanan yang sesuai dengan TDEE dan zat gizi makro pengguna. Semakin banyak data yang diproses oleh sistem rekomendasi untuk dipelajari, semakin pintar sebuah sistem untuk memberikan hasil rekomendasi [2][11][18][26][28]. Untuk memproses data dalam jumlah besar akan memakan waktu yang banyak. Oleh karena itu dibutuhkan sebuah sistem yang mampu memberikan hasil yang tepat dan sesuai dalam memberikan hasil rekomendasi resep menu makanan yang sesuai bagi pengguna agar mampu memberikan nilai kepuasan pengguna yang tinggi. Nilai kepuasan yang diberikan pengguna terhadap sistem rekomendasi diharapkan mampu

memberikan hasil rating yang tinggi dan stabil. Dengan adanya aplikasi yang memberikan rekomendasi meal plan resep menu makanan, diharapkan mampu membantu pengguna untuk menentukan menu makanannya yang sesuai dengan karakteristik dari pengguna.

2. LANDASAN TEORI

2.1 TDEE

TDEE (Total Daily Energy Expenditure) adalah jumlah kebutuhan kalori harian yang diperoleh dari penambahan BMR (Basal Metabolic Rate), Physical Activities, NEAT (Non-Exercise Activity Thermogenesis) dan TEF (Thermic Effect of Food). Dalam penentuan TDEE selanjutnya dilakukan pemilihan opsi Calorie Maintain, Bulking, atau Cutting, dimana nilai TDEE asli untuk maintain, +500 jika bulking, atau -500 jika cutting. Metode yang digunakan dalam perhitungan BMR adalah dari Mifflin St Jeor [8]. Ketika nilai BMR sudah diketahui maka nilai BMR akan dikalikan dengan point pada Tabel Level Aktivitas untuk mendapatkan angka TDEE sesuai dengan tingkat aktivitasnya sehari-hari [9]. Tiap 1 gram karbohidrat dan protein akan menghasilkan 4 kkal, sedangkan 1 gram lemak akan menghasilkan 9 kkal. Alokasi pembagian zat gizi makro dalam makanan sehari-hari untuk umum terdapat 3 opsi rasio umum yang dapat dipilih pengguna [19]:

- Moderate Carb: 30% Protein, 35% Lemak, 35% Karbohidrat
- Lower Carb: 40% Protein, 40% Lemak, 20% Karbohidrat
- Higher Carb: 30% Protein, 20% Lemak, 50% Karbohidrat

2.2 Tabel Komposisi Pangan

Tabel komposisi pangan adalah alternatif yang akan menjadi data source pada profiling makanan. Profil dari tabel komposisi pangan yang digunakan dalam profiling makanan adalah karbohidrat, protein, dan lemak. Makanan dalam tabel tersebut akan dikelompokkan untuk memenuhi kebutuhan sesuai dengan pengguna. Dalam penelitian ini tabel komposisi pangan yang dipakai, akan menggunakan tabel komposisi pangan yang diterbitkan Kementerian Kesehatan RI [15], yang dimuat dalam website Andra Farm [1].

2.3 Menu Template

Menu template adalah field rekomendasi yang akan diisi Recommendation System ketika hendak memberikan rekomendasi meal plan bagi pengguna. Menu template yang digunakan akan membagi resep menu menjadi Breakfast, Lunch, dan Dinner seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Menu Template

<i>Breakfast</i>	<i>Lunch</i>	<i>Dinner</i>
Resep group breakfast	Resep group lunch	Resep group dinner

2.4 Recommendation System

Recommendation System adalah sistem apa pun yang memberikan rekomendasi individual sebagai keluaran atau memiliki efek memandu pengguna dengan cara yang dipersonalisasi ke objek yang menarik atau berguna dalam ruang besar dengan kemungkinan opsi [20]. Recommendation System dalam penelitian ini akan menggunakan pendekatan MCDA (Multi-Criteria Decision Analysis) dimana makanan akan diurutkan ke dalam kelas-kelas sehingga akan digunakan proses Penyortiran MCDA, yaitu AHPSort [10][27].

2.5 EgoSimilar

EgoSimilar adalah algoritma pencocokan untuk menghitung kesamaan antara pengguna berdasarkan minat dan preferensi pengguna. Pencocokan di EgoSimilar dilakukan dengan cara “egosentris” (Kamus Besar Bahasa Indonesia, KBBI: menjadikan diri sendiri sebagai titik pusat pemikiran. Berpusat pada diri sendiri, menilai segalanya dari sudut diri sendiri). Sehingga, hasil persentase dari pencocokan pada tiap pengguna akan berbeda. Item-item yang “populer” tidak akan mempengaruhi item yang kurang “populer” (menerima lebih banyak kategori dari pengguna) karena, misalnya jika pengguna berbagi kesamaan akan interest nya di buku, film, music, dll. Hal tersebut tidak mewakili interest mereka secara general.

Dalam penelitian yang dilakukan Georgia Athanasopoulou [3] pengguna di cari berdasarkan lokasi terdekat dengan tujuan pembuatan aplikasi agar rekomendasi teman yang diberikan dapat melakukan pertemuan secara langsung dengan memiliki interest yang sama. Dalam penelitian tersebut, digunakan metode EgoSimilar untuk merekomendasikan pertemanan. Dalam melakukan rekomendasi dengan EgoSimilar pada penelitian yang dilakukan Georgia Athanasopoulou [3] tersebut ada 4 tahap:

- 1) Check apakah lokasi pengguna (X) ada. Jika tidak ada notifikasi pengguna untuk memasukan lokasi.
- 2) Temukan pengguna lain (Y) dengan geografis yang sama
- 3) Temukan interest pengguna yang aktif
- 4) Perhitungan untuk setiap pengguna yang ditemukan pada langkah (2) dilakukan dengan cara seperti pada persamaan 1.

$$Matching(X, Y) = \frac{1}{K_X} \sum_{c=1}^{K_X} \left[w_1 [1 - 0.11 d_1(X, Y, c)] + \frac{w_2}{n_X^c} \sum_{i=1}^{n_X^c} [1 - 0.11 d_2(X, Y, c, i)] \right] \quad (1)$$

K_X =jumlah item interest pengguna (X) yang aktif. $K_X \in [1,17]$

W_1 =bobot yang dikaitkan dengan rating umum suatu kategori interest.

W_2 =bobot rating semua item individual dari suatu kategori interest.

n_X^c =jumlah item yang dimasukan pengguna (X) dalam kategori (c).

$d_1(X, Y, c)$ = fungsi yang menghitung perbedaan absolut dalam rating antara pengguna (X) dan (Y) untuk ke-c kategori yang aktif dari pengguna X. Jika pengguna Y tidak menonaktifkan kategori tertentu, maka $(1-0.11 d_1(X, Y, c)) = 0$.

$d_2(X, Y, c, i)$ = dikaitkan dengan item ke-i yang di masukan oleh pengguna X dalam kategori ke-c dan menunjukkan jarak peringkat antar pengguna X dan pengguna Y untuk item tertentu. Ditetapkan $(1-0.11 d_2(X, Y, c, i)) = 0$ jika pengguna Y tidak memberikan rating. Jika tidak, maka $d_2(X, Y, c, i)$ dihitung dengan mempertimbangkan popularitas item tertentu.

Langkah menghitung $d_2(X, Y, c, i)$ dapat dilakukan sebagai berikut:

1. Inisialisasi $d_2(X, Y, c, i)$ sebagai perbedaan absolute rating antara pengguna X dan pengguna Y untuk item ini.
2. Misal, m adalah jumlah pengguna yang telah memasukan item ini. Dan n adalah jumlah pengguna yang telah memasukan item dalam kategori aktif ke-c dari pengguna X. Maka, popularitas item ditentukan sebagai $W_i^c(X) = m/n$. Item dianggap populer jika $W_i^c(X) > 0.5$, dimana yang berarti separuh pengguna yang “memilih” untuk kategori ini telah memasukan item tertentu (meskipun penilaian tersebut baik/positif maupun buruk/negative).
3. $d_2(X, Y, c, i)$ di adaptasi dengan popularitas item dan alasan sebagai berikut:
If $(W_i^c(X) > 0.5 \text{ AND } d_2(X, Y, c, i) < 5)$, then

$d2(X,Y,c,i) = d2(X,Y,c,i) + Wchange \cdot d2(X,Y,c,i)$
 else if $(W_i^c(X) > 0.5 \text{ AND } d2(X,Y,c,i) \geq 5)$, then
 $d2(X,Y,c,i) = d2(X,Y,c,i)$
 else if $(W_i^c(X) \leq 0.5 \text{ AND } d2(X,Y,c,i) < 5)$, then
 $d2(X,Y,c,i) = d2(X,Y,c,i) - Wchange \cdot d2(X,Y,c,i)$
 else if $(W_i^c(X) \leq 0.5 \text{ AND } d2(X,Y,c,i) \geq 5)$, then
 $d2(X,Y,c,i) = d2(X,Y,c,i) + Wchange \cdot d2(X,Y,c,i)$.

Berdasarkan cara perhitungan EgoSimilar dalam penelitian ini, bobot $w1$ harus lebih kecil dari $w2$, karena dianggap kecocokan pengguna "umum" (misalnya, keduanya menyukai film), menjadi kurang penting, karena selera spesifik mereka dalam kategori tersebut mungkin berbeda secara signifikan atau bahkan sama sekali. Jika pengguna Y telah menonaktifkan kategori tertentu, maka ditetapkan $(1 - 0,11 \cdot d1(X,Y,c)) = 0$.

2.6 EgoSimilar+

EgoSimilar+ adalah algoritma pengembangan dari EgoSimilar dimana algoritma EgoSimilar+ terbukti dalam sebuah penelitian mampu mengungguli 2 algoritma pencarian kemiripan yaitu Pearson Correlation dan Cosine Similarity [3]. Penggunaan EgoSimilar+ pada kasus serupa membuktikan performa yang lebih baik sebesar 4.5% - 25.5% mampu mengungguli 5 pencarian kemiripan algoritma terkenal lainnya [24]. EgoSimilar+ menambahkan perhitungan Bias pada Rating (Rui)

$$B_{ui} = \mu + B_u + B_i \quad (2)$$

u = pengguna

i = item

μ = nilai rata-rata keseluruhan

B_u = deviasi/simpangan pengguna (deviasi u)

B_i = deviasi/simpangan item (deviasi i)

Bias pada perhitungan Rating Rui dilambangkan dengan perhitungan Bui dan memperhitungkan efek dari pengguna serta item. Misalkan pada pemberian rating pada film Titanic. peringkat rata-rata untuk semua film, μ , adalah 7,4 / 10 dan Titanic memiliki peringkat lebih baik daripada rata-rata dan cenderung diberi peringkat 1 bintang di atas rata-rata. Di sisi lain, Joe adalah pengguna kritis, yang cenderung memberi peringkat 0,6 bintang lebih rendah dari rata-rata. Perkiraan peringkat Titanic oleh Joe adalah $(7,4 + 1 - 0,6) = 7,8 / 10$ (kategori dinilai sama atau lebih tinggi dari 7/10 oleh pengguna).

Penambahan Bias diberikan untuk memperkirakan peringkat pengguna bagi item yang tidak dimiliki pengguna. Metode EgoSimilar+ mengadaptasi gagasan memilih objek yang tidak didominasi. setelah menambahkan bias, EgoSimilar+ membagi pengguna dalam kluster dan menghitung pencocokan pengguna untuk setiap pengguna berupa dua kumpulan teman potensial. Set A berisi calon teman yang tidak didominasi, yang ditampilkan dalam urutan persentase pencocokan, dan Set B berisi calon teman yang didominasi [3].

Pada penelitian ini EgoSimilar+ akan diuji dalam pencarian kemiripan profil pengguna dengan pengguna lainnya. Pencarian profil pengguna yang mirip dilakukan dengan tujuan agar menu yang direkomendasikan dapat sesuai dengan karakteristik pengguna dan ketertarikan pengguna dengan menu makanan.

2.7 AHPSort

AHPSort adalah pendekatan pada MCDA untuk memecahkan masalah pengurutan MCDA dengan menetapkan alternatif ke dalam kelas terurut yang telah ditentukan dari yang paling disukai hingga yang paling tidak disukai [13][14][17][21][25]. APH dalam proses ini akan mengklasifikasikan alternatif kedalam Class Appropriate dan Class Inappropriate (Gambar 1) untuk Pre-

filtering. AHPSort terdiri dari 3 Fase dengan 8 Langkah sebagai berikut:

A. Fase 1 : Definisi masalah

1. Menentukan Kriteria (cj) dimana $j = 1, \dots, m$
Menentukan Alternatif (ak) dimana $j = 1, \dots, l$

Dalam penelitian ini Kriteria (cj) berupa protein, karbohidrat, dan lemak. Sedangkan untuk Alternatif (ak) berupa data resep makanan yang ada di database.

2. Menentukan Class / Kelas (Ci) dimana $i = 1, \dots, n$. Kelas ini dapat didefinisikan dengan deskriptor linguistic (contoh: good, excellent, medium, poor, bad). Dalam penelitian ini Class / Kelas (Ci) berupa Class Appropriate dan Class Inappropriate untuk Alternatif (ak) nantinya.

3. Profile dari tiap Class / Kelas (Ci) didefinisikan dengan local limiting profile (lpij) berupa performa minimum yang harus dipenuhi Kriteria (cj) dalam Class / Kelas (Ci) atau dapat juga di definisikan dengan local central profiles (cpij) yang berupa karakteristik contoh dari element di Class / Kelas (Ci) di Kriteria (cj).

Dalam penelitian ini akan digunakan local limiting profile (lpij) untuk menentukan batasan-batasan minimum yang harus dipenuhi Kriteria (cj) agar dapat masuk dalam Class / Kelas (Ci).



Gambar 1. General Schema AHPSort

B. Fase 2 : Evaluasi

4. Pertama, prioritas kepentingan tiap Karakter (cj) diberikan oleh ahli yang memahami ilmu gizi. Dari ahli ilmu gizi tersebut, di dapatkan Tabel pair-wise comparison (perbandingan berpasangan) antara Karakter (cj) sebagai berikut:

Tabel 2. Pair-Wise Comparison

	KARBOHIDRAT	PROTEIN	LEMAK
KARBOHIDRAT	1	2	3
PROTEIN	1/2	1	2
LEMAK	1/3	1/2	1

Dari tabel prioritas pada Tabel 2 akan dicari bobot (w_j) dengan menggunakan metode AHP eigenvalue [5] dengan persamaan sebagai berikut:

$$A \cdot p = \lambda \cdot p \quad (3)$$

Untuk mencari bobot tersebut, pertama-tama Tabel akan di normalisasikan untuk mendapatkan Mean / Priority vector / normalized eigen vector, dengan cara membagi tiap pasang dengan hasil penjumlahan kolom tersebut. Bobot (w) diambil dari kolom Mean dan didapatkan bobot (w) dengan consistency ratio (CR) sebesar 0.1 yang memenuhi syarat sesuai dengan syarat dimana $CR \leq 0.1$.
 $w = (w_{karbo} = 0.539, w_{protein} = 0.297, w_{lemak} = 0.164)$

5. Bandingkan dengan matrix pair-wise comparison (perbandingan berpasangan) untuk setiap Alternatif (ak) dengan limiting profile (lpt) dari tipe pengguna yang saat ini atau sedang dicari (t) untuk setiap Kriteria (cj) untuk membuat matrix baru bagi setiap alternatif. Dalam

penelitian ini, karena data awal mengandung nilai numerical untuk setiap Alternatif (ak) mengenai 3 Kriteria (cj) yang dipilih (karbohidrat, protein, dan lemak), maka nilai pair-wise comparison di langkah ini secara otomatis dihitung setiap Alternatif (ak) dan Kriteria (cj). Berdasarkan hasil bagi antara nilai kriteria di limiting profile dan nilai nt_{kj} dari setiap Alternatif (ak) untuk Kriteria (cj) yang sesuai Persamaan 4.

$$M_j [a_k, a_k] = 1 \quad M_j [a_k, a_k] = 1 \quad (4)$$

$$M_j [a_k, l p^t] = \frac{l p^t}{n t_{kj}} \quad M_j [a_k, a_k] = \frac{n t_{kj}}{l p^t}$$

6. Dari matrix yang dihitung di Step 5, local priority untuk setiap Alternatif (ak) (P_{kj}), dan untuk setiap limiting profile (IP_j) dihitung dengan metode eigenvalue.

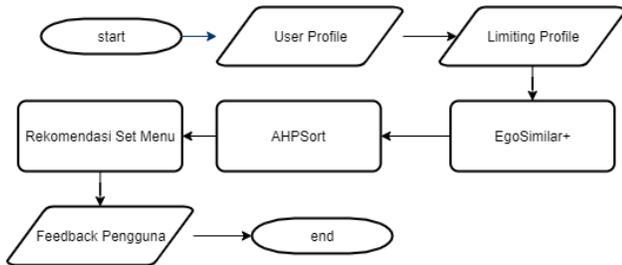
C. Fase 3 : Pengklasifikasian

7. Global priorities dihitung untuk Alternatif (ak) (P_k) dan setiap limiting profile (IP_j) dengan menggunakan wighted local priorities sesuai dengan Persamaan 5.

$$P_k = \sum_{j=1}^m P_{kj} W_j \quad P_{lp}^t = \sum_{j=1}^m P_j^t * W_j \quad (5)$$

8. step 5) sampai step 7) diulang setiap alternatif yang ada.

3. DESAIN SISTEM



Gambar 2. Flowchart Sistem

Secara garis besar, sistem dimulai dari input pengguna berupa data User Profile dan Limiting Profile pilihan pengguna. Setelah pengguna mengisi data-data yang diperlukan, data akan digunakan dalam proses EgoSimilar+ untuk mencari menu dari pengguna yang mirip. Setelah di dapatkan daftar menu dari hasil EgoSimilar+, maka akan dilakukan proses AHPSort untuk mendapatkan menu yang direkomendasikan sesuai dengan kebutuhan TDEE dan preference dari pengguna. Set menu yang direkomendasikan kepada pengguna akan dipilih dari hasil EgoSimilar+ dan AHPSort. Proses secara keseluruhan tersebut terdapat pada Gambar 2.

Data user profile pengguna yang digunakan dalam penelitian ini diambil dengan survey langsung kepada pengguna. Data yang dikumpulkan dari responden berupa jenis kelamin, tinggi badan, berat, usia, domisili kota-provinsi, tingkat aktivitas, diet preference, makanan yang dikonsumsi pada setiap group breakfast, lunch, dinner beserta frekuensi dan urutan dari paling sering hingga paling jarang dikonsumsi.

4. PENGUJIAN

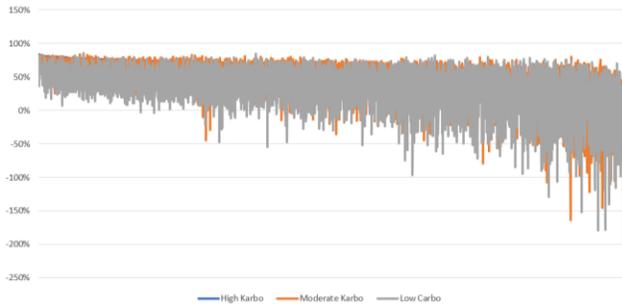
Pengujian dilakukan untuk mengetahui apakah metode yang digunakan dalam pembuatan sistem rekomendasi meal plan dalam penelitian ini dapat memberikan hasil yang memuaskan bagi pengguna. Dalam jurnal yang ditulis Raciell Yera Toledo dkk, dengan judul "A Food Recommender System Considering Nutritional Information and User Preferences" [12][16][25] dilakukan pengujian AHPSort dengan tujuan untuk membuat menu meal plan bagi pengguna yang personalize dalam kebutuhan kalori harian pengguna.

Tabel 3. Komposisi User Profile Testing

Jenis Kelamin	Pria	Wanita
Tinggi Badan	168 cm	159 cm
Usia	Remaja: 17 – 25, Dewasa Awal: 26 – 35, Dewasa Akhir: 36 – 45, Lansia Awal: 46 – 55, Lansia Akhir: 56 - 65	
BMI	Underweight: Batas Atas, Normal: Batas atas & Bawah, Overweight: Batas Atas & Bawah, Obesitas: Batas Bawah	
Goals	Bulking, Maintain, Cutting	
Orientasi	Normal, Vegetarian, Vegan	
Menu	Breakfast, Lunch, Dinner	

Pengujian pertama ini dibuatkan user profile untuk testing dengan menggunakan semua kombinasi variable jenis kelamin, usia, berat badan, goals, orientasi makanan, dan menu yang dapat dilihat pada Tabel 3. Kategori umur yang diambil untuk pengujian akan dibagi kedalam 5 sesuai dengan pengelompokan usia Kementerian Kesehatan Republik Indonesia (Kemenkes RI) yaitu, Remaja Akhir = 17-25 tahun, Dewasa Awal = 26-35 tahun, Dewasa Akhir = 36-45, Lansia Awal = 46-55 tahun, dan Lansia Akhir = 56-65 tahun. Lalu setiap kategori umur contoh akan diwakilkan dengan tinggi badan rata-rata setiap jenis kelamin, yaitu 168 cm untuk pria dan 159 cm untuk wanita sesuai dengan data dari Kemenkes RI. Untuk perwakilan BMI sebagai data pengujian akan digunakan batas atas underweight, batas bawah dan batas atas normal, batas bawah dan atas overweight, serta batas bawah obesitas untuk setiap tipe dasar (jenis kelamin, tinggi badan, berat badan, usia). Setiap profile tersebut akan di dapatkan hasil dari metode sebanyak 3x untuk menu breakfast, lunch, dan dinner. Sehingga di dapatkan varian data uji coba sebanyak 14.580 baris.

Hasil pengujian tersebut, berupa Tabel perhitungan kalori dan komposisi makan dari setiap user profile testing. Dari Tabel tersebut dibuat Visualisasi berupa Chart Line (Grafik Garis) untuk menunjukkan seberapa besar dan banyak persentase selisih kalori harian (TDEE) yang dengan kalori yang dihasilkan oleh Sistem Rekomendasi tersebut yang ditunjukkan pada Gambar 3, serta rangkuman jumlah kriteria dominan dari Karbohidrat, Protein, dan lemak di tiap rekomendasi menu yang dihasilkan yang ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 3. Grafik garis selisih TDEE pengguna dan kalori rekomendasi dengan 1 tipe bobot

High Karbo	
Row Labels	Count of High Carb
0	866
K	13714
Grand Total	14580

Moderate Karbo	
Row Labels	Count of Moderat Karbo
0	1
K	14579
Grand Total	14580

Low Karbo	
Row Labels	Count of Low Karbo
K	14407
P	173
Grand Total	14580

Gambar 4. Pivot Tabel jumlah kriteria dominan dengan 1 tipe bobot

Dari visualisasi pada Gambar 3 dapat terlihat selisih total kalori dari set menu breakfast, lunch, dan dinner setiap profil yang direkomendasikan masih jauh dari total kebutuhan kalori yang dibutuhkan dari setiap profil pengguna dalam pengujian, baik itu kekurangan kalori maupun kelebihan kalori yang cukup ekstrem. Lalu pada Gambar 4 meskipun opsi "moderate karbo" dan "low karbo" dipilih, persentasi dari karbo (K=karbo, P=protein, L=lemak, 0=null) masih sangat mendominasi hasil menu yang direkomendasikan ke pengguna dan masih ada sebanyak 866 hasil memberikan nilai 0 karena tidak ada menu yang dapat direkomendasikan.

Dari hasil tersebut digunakan 1 macam matrix pembobotan. Pembobotan kriteria tersebut menunjukkan bahwa Karbo hidrat berada pada prioritas 1, oleh karena itu selanjutnya diuji setiap limiting profile memiliki bobot dengan urutan prioritas berbeda sesuai dengan di limiting profile, dengan cara yang masih sama dengan harapan agar hasil rekomendasi tidak berat di karbohidrat saja meskipun memilih opsi "moderate karbo" ataupun "low karbo".

High Karbo	
Row Labels	Count of High Carb
K	14579
P	1
Grand Total	14580

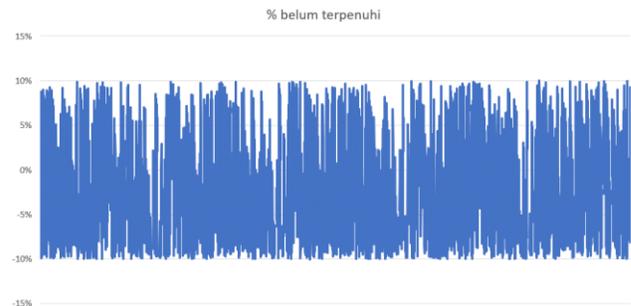
Moderate Karbo	
Row Labels	Count of Moderat Karbo
K	8725
L	5855
Grand Total	14580

Low Karbo	
Row Labels	Count of Low Karbo
K	1950
L	12220
P	410
Grand Total	14580

Gambar 5. Pivot Tabel jumlah kriteria dominan dengan 3 tipe bobot

Dari hasil pengujian Gambar 5 terlihat angka jumlah dominasi kriteria untuk tiap rekoemndasi jauh lebih membaik, dimana hasil pesebaran lebih sesuai dengan persentase dari limiting profile yang dipilih. Contoh limiting profile untuk "moderate karbo" berimbang pada karbohidrat dan lemak, selain itu pada hasil Gambar 5 ditunjukkan dominasi kriteria untuk limiting profile berada pada kriteria karbohidrat dan lemak. Tetapi untuk komposisi set rekomendasi dalam jumlah sehari pada tiap profil pengguna masih belum memenuhi syarat dari kebutuhan kalori harian. Dimana pemenuhan kebutuhan kalori harian masih ekstrem jauh melebihi maupun kurang dari kebutuhan kalori harian pengguna.

Oleh karena itu, selanjutnya penelitian dilakukan dengan cara diuji, apakah rekomendasi langsung dalam bentuk satu kesatuan set menu breakfast, lunch, dan dinner dapat mengurangi hasil rekomendasi yang jauh melebihi atau kurang dari kebutuhan TDEE. Pengujian dilakukan dengan cara mempairing semua menu yang appropriate di breakfast, lunch, dan dinner satu sama lain untuk membuat set rekomendasi yang sudah terdiri dari menu breakfast, lunch, dan dinner. Setelah di pasangkan setiap item menu appropriate, dalam pengujian ini dicoba untuk di eliminasi set yang jauh melebihi >10% atau kurang > 10% dari kebutuhan kalori harian dan diambil secara acak sebanyak 10 set rekomendasi.



Gambar 6. Grafik garis selisih TDEE pengguna dan kalori rekomendasi dengan set breakfast, lunch, dinner secara langsung

Dari uji coba tersebut, karena selisih kalori set menu rekomendasi yang melebihi atau kurang 10% dari nilai TDEE (dibatasi dengan kolom "Batas Bawah" dan "Batas Atas") maka di dapatkan hasil rekomendasi yang lebih stabil dan tidak ekstrem yang ditunjukkan dengan grafik garis pada Gambar 6.

Hasil dari pengujian ini mampu memberikan hasil rekomendasi menu yang sesuai dengan kebutuhan kalori pengguna dengan rata-

rata persentase selisih antara TDEE dengan kalori hasil set rekomendasi sebesar 2% dan standar deviasi sebesar 0.0559. Oleh karena itu untuk dapat disimpulkan untuk pengujian AHPSort bentuk terbaik adalah dengan memberikan hasil akhir berupa set menu yang sudah terdiri dari breakfast, lunch, dan dinner yang dapat dipilih pengguna dan juga menggunakan 3 tipe bobot untuk memberikan hasil rekomendasi yang lebih optimal. Tetapi dari penelitian paling terakhir 67% pengguna belum bisa mendapatkan hasil rekomendasi yang optimal karena ada salah satu dan atau ketiga template antara breakfast, lunch, dan dinner tidak menghasilkan rekomendasi sama sekali karena semua appropriate menu tereliminasi. Oleh karena itu langkah selanjutnya dengan jumlah data resep sebanyak 641 akan ditambah hingga keseluruhan pengguna mampu mendapatkan hasil rekomendasi.

Dalam sub bab ini, diuji juga bagaimana hasil perbandingan kecepatan sistem rekomendasi dengan EgoSimilar+ dan tanpa EgoSimilar+ yang menggunakan health label sebagai interest. Hasil dari perbandingan tersebut menunjukkan, sistem rekomendasi memiliki waktu yang lebih cepat jika tanpa EgoSimilar+.

Tabel 4. Waktu Sistem Rekomendasi Di Proses Dengan AhpSORT

No	Komposisi	Banyak Hari	Waktu Total (detik)	Waktu per hari (detik)
1	High	2	0.468335104	0.234168
2	High	5	1.280938098	0.256188
3	High	7	1.730492085	0.247213
4	High	14	3.219757946	0.229983
5	High	30	7.490710981	0.24969
6	Moderate	2	0.478386879	0.239193
7	Moderate	5	1.113273144	0.222655
8	Moderate	7	1.566233873	0.223748
9	Moderate	14	3.150589943	0.225042
10	Moderate	30	7.242176056	0.241406
11	Low	2	0.258450985	0.129225
12	Low	5	0.622447968	0.12449
13	Low	7	1.140596434	0.162942
14	Low	14	2.923423196	0.208816
15	Low	30	6.953523493	0.231784
Average				0.215103

Pada Tabel 4 yang merupakan Tabel lama waktu yang diperlukan untuk memberikan rekomendasi dengan AHPSort saja berupa waktu yang diperlukan untuk rekomendasi set menu dengan Komposisi persentasi makanan berbeda dengan derasi yang berbeda memberikan hasil rata-rata waktu yang diperlukan adalah 0.21503 detik untuk tiap hari dari banyak hari atau periode generate menu. Selanjutnya pada Tabel 5 ditunjukkan lama waktu yang diperlukan dalam sistem rekomendasi dengan menggunakan EgoSimilar+.

Tabel 5. Waktu Sistem Rekomendasi Di Proses Dengan EgoSimilar

No	Jumlah Health Label	Waktu
1	1	>30 menit
2	3	>30 menit
3	8	>30 menit
4	17	>30 menit

Dari Tabel 5 dilihat pemberian EgoSimilar+ dengan menggunakan health label sebagai interest dengan jumlah yang berbeda-beda pada rekomendasi AHPSort membutuhkan waktu yang lebih lama secara keseluruhan yaitu diatas 30 menit dalam generate atau pembuatan sistem rekomendasi meal plan.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian, dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut.

- Sistem Rekomendasi pada penelitian ini, dikarenakan adanya syarat kriteria tambahan dalam limiting profile dengan prioritas berbeda, maka diperlukan pembobotan yang berbeda juga untuk setiap tipe limiting profile
- Set menu perlu dibuatkan dari pada pengguna memilih satu-satu di tiap group menu agar selisih hasil rekomendasi yang dipilih dengan kebutuhan harian tidak jauh berbeda atau tidak ekstrem. Oleh karena itu pada penelitian ini di filter set menu yang diluar jangkauan kelebihan lebih dari 10% dan kekurangan tidak lebih dari 10%
- Jumlah data resep diperlukan lebih banyak dari pada yang dipakai pada awal penelitian ini, agar setiap pengguna yang menggunakan aplikasi tidak mendapatkan hasil 0 set menu yang direkomendasikan
- Penggunaan EgoSimilar+ cenderung memerlukan waktu yang lebih lama dalam pemberian rekomendasi. Sedangkan untuk AHPSort rata-rata memerlukan waktu 0.2 detik untuk memberikan hasil Rekomendasi.

6. SARAN

Adapun beberapa hal yang dapat dijadikan sebagai saran dalam proses pengembangan aplikasi ini selanjutnya adalah dapat ditambah pendekatan seperti bahan resep (pantangan, alergi, halangan) dan dietery pengguna (gluten free, keto, dll). Selain itu untuk pengembangan lebih lanjut dapat di lakukan metode tertentu untuk pembagian Kalori dan komposisi pada setiap makanan pada set menu dan penambahan data resep makanan serta alternatif penggantian set rekomendasi.

7. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Andra Farm. Andra Farm. URI=https://www.andrafarm.com/_andra.php?_i=daftar-usda.
- [2] Anderson, A. M., & Earle, M. D. 1983. Diet Planning in the Third World by Linear and Goal Programming. The Journal of the Operational Research Society, 34(1), 9–16. DOI= 10.2307/2581598.
- [3] Athanasopoulou, Georgia & Koutsakis, Polychronis. 2015. eMatch: An Android Application for Finding Friends in Your Location. Mobile Information Systems, vol.25, 1-11. DOI= 10.1155/2015/463791.

- [4] Baltshun, Yulia. I Hate Diet. 2020. Bali: Ananas Maharta Indonesia.
- [5] Bana e Costa , Carlos A. & Jean-Claude Vansnick. 2008. A critical analysis of the eigenvalue method used to derive priorities in AHP. *European Journal of Operational Research*, vol. 187(3), pp 1422-1428. DOI= 10.1016/j.ejor.2006.09.022.
- [6] Desthi, Diah Intani, et al. 2019. Hubungan Asupan Makan Dan Aktivitas Fisik Dengan Status Gizi Peleton Inti Smp N 5 Yogyakarta. (Thesis). Poltekkes Kemenkes Yogyakarta. URI= <http://eprints.poltekkesjogja.ac.id/1333/4/Chapter%202.pdf>.
- [7] Fardet, A., & Boirie, Y. 2014. Associations between food and beverage groups and major diet-related chronic diseases: an exhaustive review of pooled/meta-analyses and systematic reviews. *Nutrition reviews*, 72(12), 741–762. DOI= 10.1111/nure.12153.
- [8] Frankenfield, David et al. 2005. Comparison of predictive equations for resting metabolic rate in healthy nonobese and obese adults: a systematic review. *J. Am Diet Assoc.* DOI= 10.1016/j.jada.2005.02.005.
- [9] Fletcher, J. 2020. Calculating how many calories are burned in a day. *MedicalNewsToday*. URI= <https://www.medicalnewstoday.com/articles/319731>.
- [10] Geoff Coyle: Practical Strategy. The Analytic Hierarchy Process (AHP). URI= <https://training.fws.gov/courses/references/tutorials/geospatia/1/CSP7306/Readings/AHP-Technique.pdf>.
- [11] Hidayat, N., Andreas H., Anita N.P. 2020. Aplikasi Pengaturan Menu Makanan Diet menggunakan Metode Genetic Algorithm berbasis Android. Surabaya, Indonesia: Universitas Kristen Petra.
- [12] Iallonardo, M. 2020. What is the difference between veganism and vegetarianism? The health benefits and downsides of each. *INSIDER*. URI= <https://www.insider.com/what-is-the-difference-between-vegan-and-vegetarian>.
- [13] Ishizaka, Alessio, Craig P., Philippe N. 2012. AHPSort: an AHP based method for sorting problems. *International Journal of Production Research*, vol. 50(17), pp 4767-4784. DOI=10.1080/00207543.2012.657966.
- [14] Ishizaka, Alessio & Lusti, Markus. 2006. How to derive priorities in AHP: A comparative study. *Central European Journal of Operations Research*, vol. 14, pp 387-400. DOI=10.1007/s10100-006-0012-9.
- [15] Kementerian Kesehatan RI . 2018. Tabel Komposisi Pangan Indonesia 2017. Jakarta: Author. URI= <https://kesmas.kemkes.go.id/konten/133/0/020419-update-data-komposisi-pangan-indonesia>.
- [16] Mohan, Jag. 2019. An approach : Diet (Meal Planning) Recommender System . URI= <https://medium.com/@jag.mohan.2603/an-approach-diet-meal-planning-recommender-system-d47a026b959d>.
- [17] Nugroho, Robertus A. 2015. Prototipe Sistem Rekomendasi Menu Makanan dengan Pendekatan Contextual Model dan Multi-Criteria Decision Making. Depok, Indonesia: Universitas Sanata Dharma.
- [18] Purnomo, Herdaru. 2019. Artificial Intelligence Itu Apa Sih ? Robot ?. *CNBC Indonesia*. URI= <https://www.cnbcindonesia.com/profil/20190908023128-41-97841/artificial-intelligence-itu-apa-sih-robot>.
- [19] Putri, Tri Oktariani A.Md.Gz. Belajar Menghitung Makronutrisi. URI= <https://apki.or.id/belajar-menghitung-makronutrisi/>.
- [20] Rita, Luís. 2020. Building a Food Recommendation System. URI= <https://towardsdatascience.com/building-a-food-recommendation-system-90788f78691a>.
- [21] Saaty, Thomas L. & Jennifer S. S. 2011. An innovative orders-of-magnitude approach to AHP-based mutli-criteria decision making: Prioritizing divergent intangible humane acts. *European Journal of Operational Research*, vol. 214(3), pp 703-715. DOI= 10.1016/j.ejor.2011.05.019
- [22] Sutoyo, Muh. Nurtanzis. 2020. Aplikasi Pengaturan Menu Makanan Diet menggunakan Metode Genetic Algorithm berbasis Android. Surabaya, Indonesia: Universitas Kristen Petra.
- [23] Tello, Dr. Monique. 2020. Healthy lifestyle: 5 keys to a longer life. URI= <https://www.health.harvard.edu/blog/healthy-lifestyle-5-keys-to-a-longer-life-2018070514186>.
- [24] Tsakalakis, G., Koutsakis, P. 2018. Improved user similarity computation for finding friends in your location. *Human-centric Computing and Information Science*, vol. 8(1). DOI= 10.1186/s13673-018-0160-7
- [25] Toledo, Raciél Y. , Ahmad A. A., Luis M. 2019. A Food Recommender System Considering Nutritional Information and User Preferences. *IEEE Access*, vol. 7, pp. 96695-96711, 2019, DOI= 10.1109/ACCESS.2019.2929413.
- [26] Tran, Thi N. T., Müslüm A., Alexander F., Martin S. 2018. An overview of recommender systems in the healthy food domain. *Journal of Intelligent Information Systems*, vol. 50, pp 501–526. DOI= 10.1007/s10844-017-0469-0.
- [27] Wang L., R. M. Rodríguez, and Y. M. Wang. 2018. Adynamic multi-attribute group emergency decision making method considering experts' hesitation. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, vol. 11, pp. 163–182. DOI= 10.2991/ijcis.11.1.13
- [28] Yang, Longqi. et al. 2017 . Yum-Me: A Personalized Nutrient-Based Meal Recommender System. *ACM Transactions on Information Systems*, vol. 36(1), pp 1-31 . DOI= 10.1145/307261