

# Meal-Planning Berbasis Status Gizi dengan Metode Klasifikasi *K-nearest neighbors* (KNN) untuk Pasien Obesitas

Vica Fresinsya<sup>1</sup>, Anita Qoiriah<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Teknik Informatika, Universitas Negeri Surabaya

<sup>1</sup>[vicafrasinsya.20076@mhs.unesa.ac.id](mailto:vicafrasinsya.20076@mhs.unesa.ac.id)

<sup>2</sup>[anitaqoiriah@unesa.ac.id](mailto:anitaqoiriah@unesa.ac.id)

**Abstrak**— Obesitas merupakan keadaan tubuh dimana kalori yang masuk pada tubuh lebih banyak daripada kalori yang dikeluarkan, sehingga terjadi penumpukan kalori pada tubuh. Faktor penyebab obesitas tidak hanya berasal dari makanan, dan aktivitas fisik, tetapi faktor penyebab obesitas bersifat multifaktorial. Dengan beberapa faktor seperti peningkatan konsumsi makanan cepat saji, kurangnya aktivitas fisik, faktor genetik, paparan iklan, kondisi psikologis, status sosial ekonomi, program-program diet, usia, dan jenis kelamin juga memainkan peran dalam terjadinya obesitas. Obesitas dapat diatasi dengan pengaturan makan (diet). Namun, banyak pasien yang melakukan diet ketat tanpa memperhitungkan kebutuhan kalori pada tubuh, sehingga mengakibatkan gangguan makan seperti *anoreksia nervosa (AN)* dan *bulimia nervosa (BN)*. Oleh karena itu, pada penelitian ini, akan mengimplementasikan pengklasifikasian tingkat obesitas dengan metode *K-nearest neighbors* (KNN).

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, mendapatkan hasil akurasi tertinggi dengan menggunakan 16 atribut yaitu *FAVC, FCVC, NCP, CAEC, CH20, CALC, SCC, FAF, TUE, MTRANS, AGE, Height, Weight, Gender, SMOKE, Family\_history\_with\_overweight*, menggunakan  $k=1$  dan *7-fold* mendapatkan nilai 90.05%. Pengujian klasifikasi pada website dengan *Confusion Matrix* dan 8 data uji menghasilkan nilai 100%.

**Kata Kunci**— *knn, obesitas, meal-planning, website, perhitungan kalori.*

## I. PENDAHULUAN

Berdasarkan hasil riset yang dilakukan oleh kementerian kesehatan, menyatakan bahwa obesitas tiap tahunnya mengalami peningkatan, seperti pada tahun 2007 pasien obesitas 10,5 persen kemudian mengalami peningkatan sampai 14,8 persen pada tahun 2013, dan hasil survei kesehatan Indonesia terakhir pada tahun 2023 mencapai angka 23,4 persen. Obesitas terjadi akibat penumpukan lemak yang berlebih pada tubuh. Hal ini disebabkan oleh ketidakseimbangan dari asupan makan yang masuk ke dalam tubuh kita dengan jumlah lebih banyak daripada yang dikeluarkan oleh tubuh misalnya dengan olahraga atau aktivitas fisik [1].

Pada dasarnya, faktor penyebab obesitas bersifat multifaktorial. Dengan beberapa faktor seperti peningkatan konsumsi makanan cepat saji, kurangnya aktivitas fisik, faktor genetik, paparan iklan, kondisi psikologis, status sosial ekonomi, program-program diet, usia, dan jenis kelamin juga memainkan peran dalam terjadinya obesitas. Namun faktor utama yang berkontribusi pada obesitas adalah kebiasaan makan [2]. Faktor kebiasaan makan mempengaruhi penilaian status gizi, sehingga meningkatkan risiko obesitas pada tubuh. Status gizi menjadi cerminan kondisi tubuh seseorang berdasarkan asupan makanan dan menjadi indikator penting bagi kesehatan. Perlu ditekankan bahwa mempertahankan status gizi yang normal sangat penting untuk kesehatan yang optimal. Pengkategorian status gizi ada 3 yaitu kurang, normal, dan lebih [3], [13].

Tubuh memerlukan kalori untuk keberlangsungan hidup dan untuk melakukan aktivitas harian, namun untuk menjaga berat badan diperlukan keseimbangan antara energi yang masuk dengan energi yang keluar [4]. Meskipun seseorang dikategorikan obesitas, tubuhnya tetap memerlukan asupan kalori yang masuk, tetapi dengan pembatasan yang disesuaikan dengan kondisi tubuh. Pengaturan asupan energi yang tepat tentunya sangat penting [3].

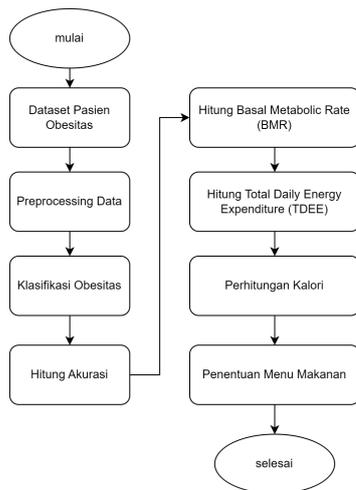
Kurangnya pengetahuan terkait diet sehat dan keinginan untuk melakukan penurunan berat badan dengan cepat, menyebabkan pasien melakukan pengurangan konsumsi kalori yang ekstrim [5], [12]. Sehingga menjadi penyebab gangguan makan, dan banyak efek samping yang ditimbulkan [6]. Gangguan makan atau *eating disorder* merupakan gangguan psikologis disebabkan oleh pola makan menyimpang yang berhubungan dengan pola makan, gambaran tubuh, dan berat badan [6]. Gangguan makan seperti *anoreksia nervosa (AN)* dan *bulimia nervosa (BN)* dikategorikan pada penyakit kronis yang didefinisikan sebagai gangguan perilaku makan dalam upaya mengontrol berat badan. Contoh perilaku gangguan makan seperti mengonsumsi makanan dalam jumlah besar kemudian dimuntahkan kembali, penggunaan obat pencahar, dan berolahraga secara berlebihan.

Proses pengklasifikasian pasien akan mempertimbangkan faktor-faktor lain selain tinggi dan berat badan dengan menggunakan metode klasifikasi *k-nearest neighbor* (KNN). *K-nearest neighbor* atau KNN merupakan salah satu metode klasifikasi yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan sebuah data yang ke dalam suatu kelas berdasarkan pada jarak data baru dengan beberapa tetangga data terdekat. Permasalahan tersebut menjadi fokus penelitian ini, karena

selain potensi dampak buruknya terhadap kesehatan, obesitas juga mempengaruhi mobilitas dalam aktivitas sehari-hari. Disamping faktor makanan, terdapat beragam kondisi fisik dan kebiasaan makan lain yang menjadi penyebab obesitas. Untuk mengatasi tantangan ini, penulis mengaplikasikan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) agar dapat mengukur dan mengklasifikasikan tingkat obesitas.

## II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini akan melakukan pengklasifikasian dengan menggunakan *K-Nearest Neighbors* (KNN) untuk mengetahui tingkat obesitas pasien. Kemudian dilakukan perhitungan kalori yang dibutuhkan oleh tubuh setiap harinya. Penggambaran alur penelitian yang akan dilakukan seperti pada Gbr. 1.



Gbr 1. Diagram Alur Penelitian

### A. Dataset Pasien Obesitas

Pada penelitian ini data yang digunakan berupa data umum yang diambil dari *UCI machine learning repository*, terdapat 2111 records data. Terdiri dari 3 kategori yaitu berhubungan dengan kebiasaan makan, atribut yang berhubungan dengan fisik, dan 1 label.

### B. Preprocessing Data

1. **Information Gain:** *Information gain* merupakan salah satu cara untuk melakukan seleksi fitur yang dapat mengurangi atribut-atribut yang tidak relevan, sehingga dapat meningkatkan hasil akurasi dari data yang digunakan [7].
2. **Transformasi Data:** Data yang akan digunakan akan diubah dari data belum numerik menjadi data numerik. Transformasi data ini diperlukan agar data dapat mempermudah klasifikasi.

### C. Klasifikasi Level Obesitas Dengan KNN

Penjelasan terkait Gbr. 2 tentang alur pengklasifikasian data menggunakan metode KNN sebagai berikut:

1. Menentukan nilai *K* dan *Fold* yang akan digunakan.
2. Melakukan pengelompokan data sesuai dengan *Fold* yang digunakan. Pengelompokan dilakukan dengan

merandom data terlebih dahulu kemudian akan dipisahkan menjadi 2 bagian yaitu *data testing* dan *data training*.

3. Perhitungan jarak antara data training dan data testing menggunakan rumus *Euclidean*.

$$D(a, b) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (a_k - b_k)^2} \quad (1)$$

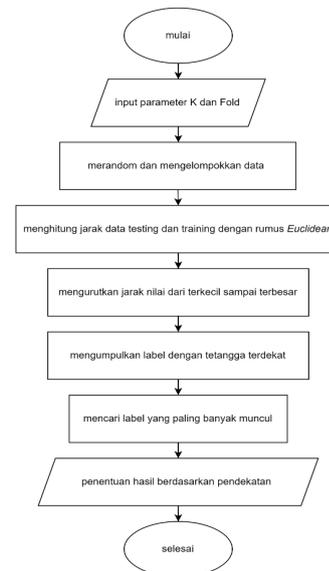
Keterangan:

$D(a, b)$  = jarak skalar dari kedua vektor  $a$  dan  $b$  dari matriks dengan ukuran  $d$  dimensi.

$a_k$  = vektor  $a$

$b_k$  = vektor  $b$

4. Setelah didapatkan kumpulan hasil perhitungan jarak, kemudian diurutkan dari yang jarak terkecil hingga terbesar.
5. Dengan jarak terkecil merupakan titik tetangga terdekat dari data testing. Mengambil data dengan jarak terkecil sesuai *fold* yang telah dipilih.
6. Selanjutnya, mengambil rata-rata yang dari label yang banyak dihasilkan dari kumpulan data jarak.
7. Label dengan kemunculan terbanyak diantara tetangga yang lain menjadi hasil prediksi untuk label *data testing*.



Gbr 2. Alur Pengklasifikasian KNN

### D. Perhitungan Akurasi

Pada proses evaluasi akurasi, digunakan *confusion matrix* untuk menilai performa model klasifikasi [8]. *Confusion matrix* memecahkan hasil klasifikasi menjadi empat kategori yaitu *True Positive (TP)* yang berarti objek yang benar-benar bernilai positif dan diklasifikasikan dengan benar sebagai positif, kemudian *False Positive (FP)* yang mengartikan objek yang sebenarnya negatif tetapi diklasifikasikan sebagai positif, Untuk *False Negative (FN)* jika objek yang sebenarnya positif tetapi diklasifikasikan sebagai negatif, dan *True Negative (TN)* objek yang sebenarnya negatif diklasifikasikan ke negatif.

### E. Perhitungan Kebutuhan Kalori

### 1. Penentuan Kategori Status Gizi

Dalam proses penentuan kategori status gizi menggunakan hasil klasifikasi KNN, terdapat 3 klasifikasi yang diterapkan seperti pada Tabel I. Hasil klasifikasi yang diperoleh dengan label obesitas akan dianggap sebagai lebih atau obesitas [3]. Dengan pendekatan ini, menentukan penambahan atau pengurangan pada konsumsi kalori harian dapat disesuaikan dengan kebutuhan individual pasien.

TABEL I  
KATEGORI STATUS GIZI

Label	Kategori
<i>Underweight</i> ,	Kurang
Normal	Normal
<i>Overweight level 1</i>	Lebih
<i>Overweight level 2</i>	
<i>Obesity Type 1</i>	
<i>Obesity Type 2</i>	
<i>Obesity Type 3</i>	

### 2. Basal Metabolic Rate (BMR)

Basal Metabolic Rate (BMR) merupakan perhitungan dari pengukuran jumlah kalori yang dibutuhkan oleh tubuh untuk tetap berfungsi atau bekerja saat kita sedang istirahat seperti detak jantung, bernafas, dan aktivitas otak [9]. Dengan menggunakan persamaan Mifflin St. Jeor yang memiliki tingkat akurasi tertinggi yaitu 87% pada kelompok non-obesitas dan 75% pada kelompok obesitas [10].

$$BMR_{wanita} = (10 \times \text{berat}(kg)) + (6,25 \times \text{tinggi}(cm)) - (5 \times \text{usia}) - 161 \quad (2)$$

$$BMR_{pria} = (10 \times \text{berat}(kg)) + (6,25 \times \text{tinggi}(cm)) - (5 \times \text{usia}) + 5 \quad (3)$$

### 3. Total Daily Energy Expenditure (TDEE)

TDEE adalah perhitungan untuk melihat berapa banyak energi yang dibutuhkan oleh tubuh saat beraktivitas maupun saat berolahraga [11]. Nilai TDEE dipengaruhi oleh berat badan, jenis kelamin, tinggi badan, usia, dan intensitas aktivitas fisik, TDEE dibagi menjadi 4 kategori seperti pada Tabel II .

TABEL II  
KATEGORI AKTIVITAS FISIK

Tingkat Aktivitas	Jenis Kelamin		Keterangan
	Laki-laki	Perempuan	
Sangat ringan	BMR X 1,30	BMR X 1,30	Sedikit beraktivitas , tidak berolahraga
Ringan	BMR X 1,65	BMR X 1,55	Olahraga ringan 1-3 kali dalam seminggu
Sedang	BMR X 1,76	BMR X 1,70	Olahraga ringan 6-7 kali dalam seminggu
Berat	BMR X 2,10	BMR X 2,00	Olahraga berat setiap hari atau 2 kali dalam sehari

### 4. Kalori Harian

Untuk penentuan kalori harian dipengaruhi oleh hasil status gizi dengan 3 kategori, yaitu defisit, normal, surplus.

$$Defisit = TDEE - 500 \text{ Kkal} \quad (5)$$

$$Normal = TDEE \quad (6)$$

$$Surplus = TDEE + 500 \text{ Kkal} \quad (7)$$

### F. Meal-Planning

Meal-planning atau perencanaan menu makanan bermanfaat untuk menjadwalkan dan mengatur komposisi makanan yang akan kita makan dan menghemat uang. Meal-planning dapat disesuaikan dengan kebutuhan masing-masing orang sesuai dengan tujuannya, misalkan ingin menurunkan berat badan dengan tetap menjaga konsumsi gizi yang masuk pada tubuh. penderita obesitas disarankan untuk menerapkan pola makan yang sehat dan seimbang untuk menurunkan berat badan dan mencegah komplikasi yang disebabkan oleh obesitas.

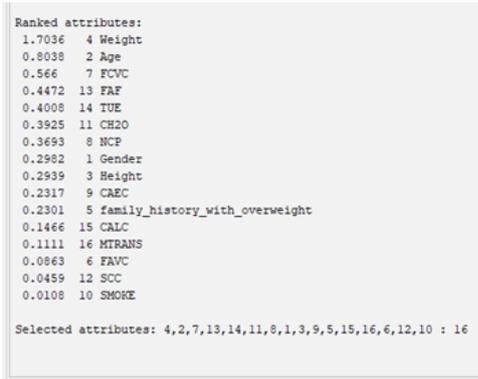
## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Preprocessing

#### 1. Seleksi Atribut

Proses seleksi atribut pada tahap ini bertujuan untuk mengidentifikasi atribut-atribut yang signifikan dalam mempengaruhi tingkat obesitas, sehingga dapat menghasilkan model prediksi dengan tingkat akurasi yang optimal [7]. Penggunaan Weka tools, khususnya dengan pendekatan *information gain*, menjadi metode yang digunakan untuk

menentukan atribut-atribut yang paling relevan dalam konteks ini. Hasil pengurutannya seperti pada Gbr. 3.



Gbr 3. Hasil Information Gain

2. Transformasi Data

Tahap transformasi data dilakukan dengan mengubah data yang belum numerik menjadi data numerik[1]. Untuk mempermudah proses transformasi data menggunakan perintah di python seperti pada Gbr 4.

```
dataset.Gender.replace({"Male":1, "Female":0}, inplace=True)
dataset.family_history_with_overweight.replace({"no":0, "yes":1}, inplace=True)
dataset.FAVC.replace({"no":0, "yes":1}, inplace=True)
dataset.CAEC.replace({"no":0, "frequently":1, "Sometimes":2, "Always":3}, inplace=True)
dataset.SMOKE.replace({"no":0, "yes":1}, inplace=True)
dataset.SCC.replace({"no":0, "yes":1}, inplace=True)
dataset.CALC.replace({"no":0, "frequently":1, "Sometimes":2, "Always":3}, inplace=True)
dataset.MTRANS.replace({"Automobile":0, "Motorbike":1, "Bike":2, "Walking":3, "Public Transportation":4}, inplace=True)
```

Gbr 4. Source Code Transformasi Data

B. Evaluasi dan Perhitungan Akurasi

Pada proses ini akan dilakukan pengujian KNN dengan metode *k-fold cross validation*, yaitu dengan pembagian dataset menjadi K bagian (*fold*), dan model diuji sebanyak K kali. Dengan *k-fold* yang akan digunakan adalah 3, 5, 7, pada prosesnya akan dilakukan pembagian contohnya jika *fold* 3 maka 1/3 dari data keseluruhan akan menjadi data *training* dan 2/3 akan menjadi data *testing*. Sedangkan untuk pendekatan KNN menggunakan  $k = 1, 3, 5, 7, 9$ , proses pengujian akan dilakukan dengan library python *scikit-learn (sklearn)* dan *KNeighborsClassifier()*. Dengan pengujian yang telah dilakukan pada beberapa pendekatan KNN, menghasilkan nilai akurasi tertinggi pada  $k=1$  dengan menggunakan 16 atribut yang telah disusun sesuai dengan information gain. Perbandingan dari setiap nilai tertinggi pada setiap k dan fold seperti pada Tabel III.

TABEL III  
HASIL PERHITUNGAN NILAI AKURASI

	Atribut	3-fold	5-fold	7-fold
k=1	16	88,58%	89,72%	90,05%
k=3	16	87,64%	88,63%	88,82%
k=5	12	86,26%	86,83%	87,45%
k=7	14	84,51%	86,36%	86,07%

	15	84,56%	86,36%	86,22%
k=9	15	83,18%	85,60%	85,36%

C. Uji Program Klasifikasi

1. Tingkat Akurasi Dengan Data Uji

Dari hasil pengujian data, diperoleh penggunaan atribut yang optimal untuk klasifikasi pada 16 atribut, menggunakan  $k=1$ , dan  $fold = 7$ . Kemudian, untuk pengujian pada sistem menggunakan data uji yang diambil secara random dari data latih. Terdapat 8 data uji seperti pada Tabel IV.

TABEL IV  
CONTOH DATA UJI KLASIFIKASI

Atribut	Data							
Weight	64	89,8	66	80	82	65	60	55
Age	21	22	22	22	22	21	24	20
FCVC	2	2	3	2	1	1	2	2
FAF	0	0	2	3	0	1	1	2
TUE	1	0	1	2	2	2	0	2
CH20	2	2	2	2	2	2	3	3
NCP	3	1	3	3	1	1	3	4
Gender	0	1	0	1	0	1	0	1
Height	162	178	170	165	160	170	165	176
CAEC	2	2	3	2	2	1	2	2
Family_history	1	0	1	1	1	1	1	1
CALC	0	2	2	0	2	3	0	0
MTRANS	4	4	4	3	4	3	4	4
FAVC	0	0	0	0	1	1	0	1

SCC	0	0	1	0	0	0	1	0
SMOKE	0	0	0	0	0	0	0	0

Setelah dilakukan pengujian pada setiap data uji pada sistem menghasilkan pada Tabel V. Pada tabel tersebut terdapat 2 kolom yaitu prediksi yang berisikan hasil uji dari sistem, dan label yang berisikan label yang telah dimiliki oleh tiap data uji.

TABEL V  
HASIL KLASIFIKASI DENGAN DATA UJI

No	Prediksi	Label
1	normal	normal
2	kelebihan berat badan level 2	kelebihan berat badan level 2
3	normal	normal
4	kelebihan berat badan level 2	kelebihan berat badan level 2
5	obesitas tipe 1	obesitas tipe 1
6	normal	normal
7	normal	normal
8	kekurangan berat badan	kekurangan berat badan

Hasil klasifikasi data uji menunjukkan bahwa sistem berhasil memprediksi semua label dengan sempurna, akurasi mencapai sebesar 100%.

$$akurasi = \frac{8}{8} \times 100 \% = 100 \%$$

## 2. Perhitungan Kalori Harian

Untuk menghasilkan jumlah kalori harian dilakukan beberapa tahapan seperti Pengelompokan sesuai dengan status gizi, perhitungan BMR, TDEE, dan perhitungan defisit atau surplus kalornya. Untuk pengujian ini menggunakan salah satu data uji seperti pada Tabel VI.

TABEL VI  
CONTOH DATA UJI PERHITUNGAN KALORI

Atribut	Data
Weight	55
Age	20

FCVC	2
FAF	2
TUE	2
CH20	3
NCP	4
Gender	1
Height	176
CAEC	2
Family_history	1
CALC	0
MTRANS	4
FAVC	1
SCC	0
Smoke	0

Pada pengujian klasifikasi data pada Tabel IV dikategorikan pada kekurangan berat badan, sesuai yang telah dicantumkan pada Tabel III. Sehingga data uji masuk pada status gizi "kurang" pada pengelompokan status gizi, maka yang akan dilakukan adalah "surplus" atau penambahan berat badan. Langkah perhitungan BMR, TDEE, dan kalori harian sebagai berikut:

1) Perhitungan BMR:

$$BMR_{pria} = (10 \times 55) + (6,25 \times 176) - (5 \times 20) + 5$$

$$= 550 + 1100 - 100 + 5$$

$$= 1555 \text{ Kkal}$$

2) Perhitungan TDEE:

$$TDEE = 1555 \times 1,76 = 2736,8 \text{ Kkal}$$

3) Perhitungan Surplus:

$$\text{Surplus} = 2736,8 + 500 = 3236,8 \text{ Kkal}$$

#### D. Hasil Meal-planning

Meal-planning akan atur untuk menu makanan selama 1 minggu atau 7 hari dengan setiap harinya memiliki 3 menu makanan atau 3 kali makan. Dengan memperhitungkan hasil kalori, maka dari data pasien pada Tabel VI dengan hasil perhitungan kalori surplus 3236,8 Kkal. Maka didapatkan hasil meal-planning seperti pada Tabel VII.

TABEL VII  
CONTOH HASIL MEAL-PLANNING

p a k e t	menu 1		menu 2		menu 3		kkal / pak e t	total
	menu	kkal	menu	kkal	menu	kkal		
1	nasi putih	461	ikan salmon panggang	453	acar kuning	164	1078	3235
2	kentang rebus	291	ikan salmon panggang	459	tumis labu siam	329	1079	
3	nasi merah	382	udang goreng tepung	462	tumis kacang panjang	234	1078	

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil yang sudah dilakukan, maka diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Obesitas merupakan kondisi dimana tubuh memiliki penumpukan kalori yang berlebih. Penyebab obesitas bukan hanya terkait makanan, tetapi bersifat multifaktorial. Sehingga, untuk penentuan tingkat obesitas dapat ditentukan dengan metode klasifikasi. Klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini adalah *K-nearest neighbors* (KNN). Terdapat beberapa proses tahapan sebelum dilakukan klasifikasi pada dataset terlebih dahulu yaitu pengurutan atribut dari yang paling berpengaruh ke yang sedikit berpengaruh menggunakan *information gain*, kemudian dilanjutkan transformasi data dengan mengubah data tidak numerik ke numerik.
2. Hasil pengujian klasifikasi tingkat obesitas dengan metode *K-nearest neighbors* (KNN) mendapatkan nilai akurasi

90,05% dengan skenario  $k=1$  dan *7-fold cross validation*, menggunakan 16 atribut.

3. Penentuan kategori status gizi didapatkan berdasarkan hasil klasifikasi tingkat obesitas pada pasien. Terdapat 3 kategori status gizi yaitu kurang (*underweight*), normal (*normal weight*), dan lebih (*overweight type 1* dan *type 2, obesity type 1, 2, 3*). Status gizi ini nantinya akan digunakan untuk menentukan surplus (penambahan), normal, atau defisit (pengurangan) untuk pasien.

#### V. SARAN

Terdapat beberapa saran yang dapat diberikan dari hasil penelitian ini adalah:

1. menambahkan normalisasi data seperti normalisasi *z-score*.
2. Dapat ditambahkan perhitungan lebih mendalam terkait asupan gizi untuk setiap pasien misalkan asupan protein dan lemak.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT atas berkat dan rahmat-Nya penulis dapat menyelesaikan penulisan skripsi ini. Penulis mengucapkan terima kasih kepada dosen pembimbing yang telah dengan tulus dan ikhlas memberikan bimbingan pada penulis dalam pengerjaan proposal sampai skripsi, dan seluruh pihak-pihak yang telah mendukung selama pengerjaan skripsi ini.

#### REFERENSI

- [1] Sibi, Sandra Yoseba, dan Anastasia Rita Widiarti. 2022. "Klasifikasi Tingkat Obesitas Menggunakan Algoritma KNN."
- [2] Kurdanti, Weni, Isti Suryani, Nurul Huda Syamsiatun, Listiana Purnaning Siwi, Mahardika Marta Adityanti, Diana Mustikaningsih, dan Kurnia Isnaini Sholihah. 2015. "Faktor-faktor yang mempengaruhi kejadian obesitas pada remaja." *Jurnal Gizi Klinik Indonesia* 11 (4): 179.
- [3] Yosephin, Betty. t.t. "Tuntunan Praktis Menghitung Kebutuhan Gizi."
- [4] Wiyono, Joko, Evan, dan Erlisa Candrawati. 2017. "HUBUNGAN ANTARA POLA MAKAN DENGAN KEJADIAN OBESITAS PADA MAHASISWA DI UNIVERSITAS TRIBHUWANA TUNGGADDEWI MALANG." *Nursing News* 2.
- [5] Agestika, Lina, dan Ratnayani. 2023. "Snacking Habits, Strict Diet, BMI, and Body Image of Adolescents in Three Sub-Districts in Depok and Bogor: Kebiasaan Jajan, Diet Ketat, Indeks Massa Tubuh dan Persepsi Body Image pada Remaja di Tiga Kecamatan di Depok dan Bogor." *Amerta Nutrition* 7 (1): 14–19.
- [6] Abdurrahman, Fadlullah. 2014. "Faktor-Faktor Pendorong Perilaku Diet Tidak Sehat Pada Wanita Usia Dewasa Awal Studi Kasus Pada Mahasiswa Universitas Mulawarman." *Psikoborneo: Jurnal Ilmiah Psikologi* 2 (1).
- [7] Norhalimi, Muhammad, dan Taghfirul Azhima Yoga Siswa. 2022. "Optimasi Seleksi Fitur Information Gain pada Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor." *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)* 7 (3): 237–55.

- [8] Choeriyah, Sahara Syarifatul, Riezan Syauqi Fanhas, Adittia Fathah, dan Haerul Pebriyansyah. t.t. "Implementasi Algoritma k-Nearest Neighbor (k-NN) dalam Klasifikasi Status Gizi Balita" 16 (2).
- [9] Frankenfield, David C. 2013. "Bias and Accuracy of Resting Metabolic Rate Equations in Non-Obese and Obese Adults." *Clinical Nutrition* 32 (6): 976–82.
- [10] Frankenfield, David, Lori Roth-Yousey, dan Charlene Compher. 2005. "Comparison of Predictive Equations for Resting Metabolic Rate in Healthy Nonobese and Obese Adults: A Systematic Review." *Journal of the American Dietetic Association* 105 (5): 775–89.
- [11] Faqih, Husni, Hendra Lesmana, dan Bernadette Cahya Putri Utami. 2023. "SI KALORI: Sistem Pakar Penghitung Jumlah Ideal Kalori Harian Berbasis Mobile" 9 (1).
- [12] Safitri, Anisah Olfy, Riangga Novrianto, dan Anggia Kargenti Evanurul Maretih. 2020. "BODY DISSATISFACTION DAN PERILAKU DIET PADA REMAJA PEREMPUAN." *Psibernetika* 12 (2).
- [13] Mauliza, Mauliza, dan Nashirah Arini. 2022. "Faktor yang Mempengaruhi Obesitas dan Penanganannya pada Anak." *GALENICAL : Jurnal Kedokteran dan Kesehatan Mahasiswa Malikussaleh* 1 (3): 77.