Terbit *online* pada laman: http://jurnal.utu.ac.id/JTI

Jurnal Teknologi Informasi

| ISSN (Online): 2829-8934 |

Prediksi Risiko Obesitas pada Remaja Berdasarkan Pola Makan, Aktivitas Fisik dan Durasi Screen-Time Menggunakan Algoritma Decision Tree

(Studi Eksploratif Berbasis Data Sekunder Internasional)

Agus Setiawan[1*], Rusdina[2], Hasanuddin[3]

[1,2,3] Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Islam Kalimantan MAB, Jalan Adhyaksa Banjarmasin, Indonesia

Email: [1]agusteknik08@gmail.com[*], [2]russidina@gmail.com, [3]hasan.uniska@gmail.com

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:
Diterima: 22 Agustus 2026
Revisi: 28 September 2026
Diterbitkan: 22 Oktober 2026

Kata Kunci:
Obesitas Remaja
Pola Makan
Aktivitas Fisik
Decision Tree
Data Mining

ABSTRAK

Obesitas pada remaja merupakan masalah kesehatan masyarakat yang terus meningkat seiring perubahan pola makan, penurunan aktivitas fisik, dan meningkatnya penggunaan perangkat digital. Penelitian ini bertujuan membangun dan mengevaluasi model prediksi risiko obesitas berdasarkan pola makan, aktivitas fisik, dan durasi *screen time* menggunakan algoritma *Decision Tree* sebagai tahap eksploratif menuju alat skrining obesitas remaja. Data yang digunakan adalah dataset sekunder *Estimation of Obesity Levels Based on Eating Habits and Physical Condition* (2.111 responden asal Meksiko, Peru, dan Kolombia, usia 14–61 tahun, tujuh kategori status obesitas). Setelah penghapusan 24 data duplikat, 2.087 data dibagi secara terstratifikasi menjadi 1.669 data latih dan 418 data uji. Model CART (kriteria Gini, kedalaman maksimum 5) dievaluasi dengan akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, dan 10-*fold cross validation*, dibandingkan dengan tiga algoritma lain, serta diuji tanpa variabel antropometri dan secara khusus pada subset remaja. *Decision Tree* mencapai akurasi 97% pada data uji dan 96,98% ± 1,30% pada 10-*fold cross validation*, dengan IMT sebagai variabel dominan (80,20%); *Random Forest* memperoleh akurasi tertinggi (98,99%). Tanpa variabel antropometri, akurasi *Decision Tree* menjadi 63,34% dan *Random Forest* 86,49%, dengan konsumsi sayur, *screen time*, usia, dan aktivitas fisik sebagai prediktor terpenting; di antara aspek perilaku, pola makan memberi kontribusi terbesar. Pada subset remaja, akurasi *Decision Tree* mencapai 97,79%, namun turun menjadi 54,55% tanpa variabel antropometri. Variabel perilaku terbukti memiliki daya prediktif moderat secara independen, sehingga model berpotensi menjadi dasar alat skrining dini obesitas remaja setelah divalidasi pada data primer populasi remaja.

Copyright © 2026 Jurnal Teknologi Informasi UTU
All rights reserved

1. Pendahuluan

Obesitas pada usia remaja telah menjadi salah satu tantangan kesehatan masyarakat yang signifikan di berbagai negara, termasuk Indonesia. Data survei kesehatan nasional [1] dan laporan WHO [2] menunjukkan bahwa berat badan lebih dan obesitas pada anak dan remaja masih menjadi masalah gizi yang penting, khususnya di kawasan perkotaan. Perubahan pola makan ke arah konsumsi makanan tinggi kalori, penurunan aktivitas fisik akibat mobilitas berbasis kendaraan bermotor, serta paparan gaya hidup digital merupakan faktor-faktor yang berkontribusi terhadap peningkatan risiko obesitas pada remaja di kawasan perkotaan pada umumnya.

Obesitas pada remaja tidak hanya berdampak pada aspek fisik, tetapi juga psikososial, serta meningkatkan risiko penyakit tidak menular seperti diabetes melitus tipe 2, hipertensi, dan penyakit kardiovaskular di usia dewasa muda, serta berasosiasi dengan gangguan psikososial seperti stres dan kecemasan [3], [4]. Oleh karena itu, deteksi dini terhadap faktor risiko obesitas menjadi krusial agar intervensi preventif dapat dilakukan sebelum kondisi tersebut berkembang lebih lanjut.

Pola makan dan aktivitas fisik merupakan dua determinan utama yang secara langsung memengaruhi keseimbangan energi tubuh dan berkontribusi terhadap terjadinya obesitas. Dengan berkembangnya teknologi analisis data, pendekatan *data mining*—khususnya algoritma klasifikasi seperti *Decision Tree*—dapat dimanfaatkan untuk mengidentifikasi pola dan memprediksi risiko obesitas berdasarkan data pola makan dan aktivitas fisik secara lebih objektif dan sistematis [5], [6].

Dataset *Estimation of Obesity Levels Based on Eating Habits and Physical Condition* [7] telah banyak digunakan untuk mengembangkan model klasifikasi tingkat obesitas. De-La-Hoz-Correa dkk. [8] sebagai pengembang dataset membandingkan *Decision Tree*, *Bayesian network*, dan regresi logistik, dan melaporkan *Decision Tree* sebagai teknik terbaik dengan presisi 97,4%. Santisteban Quiroz [9] membandingkan enam algoritma dengan pembagian data 80:20 dan memperoleh LightGBM sebagai model terbaik (akurasi 97,45%), diikuti *Random Forest* (95,81%) dan *Decision Tree* (93,00%). Gözükara Bağ dkk. [10] memodelkan ulang 498 data survei asli yang diseimbangkan dengan SMOTE-NC menggunakan regresi logistik, *Random Forest*, dan XGBoost. Di Indonesia, Thamrin dkk. [11] memanfaatkan data Riskesdas 2018 untuk memprediksi obesitas pada orang dewasa menggunakan regresi logistik, CART, dan *Naive Bayes*, sedangkan Riyandi dkk. [6] menerapkan penyeimbangan label dengan SMOTE untuk prediksi status obesitas.

Meskipun demikian, studi-studi tersebut umumnya menyertakan tinggi dan berat badan sebagai prediktor, padahal label tingkat obesitas pada dataset ditentukan dari IMT yang dihitung dari kedua variabel tersebut. Akibatnya, akurasi tinggi yang dilaporkan belum menunjukkan seberapa besar kontribusi pola makan, aktivitas fisik, dan *screen time* secara mandiri, padahal ketiga aspek inilah yang menjadi sasaran intervensi preventif. Selain itu, kinerja model pada kelompok usia remaja jarang dilaporkan secara terpisah. Penelitian ini mengisi celah tersebut melalui tiga kontribusi: (1) membandingkan model dengan dan tanpa variabel antropometri untuk mengukur kontribusi independen variabel perilaku, (2) menilai stabilitas kinerja melalui validasi silang serta membandingkan *Decision Tree* dengan tiga algoritma lain, dan (3) mengevaluasi kinerja model secara khusus pada subset usia remaja.

Berdasarkan uraian tersebut, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

- Bagaimana pola hubungan antara pola makan, aktivitas fisik, dan durasi *screen time* dengan status obesitas sebagai dasar prediksi risiko obesitas pada remaja?
- Bagaimana performa algoritma *Decision Tree* dalam memprediksi risiko obesitas dibandingkan algoritma klasifikasi lain, baik dengan maupun tanpa variabel antropometri?
- Variabel apa yang paling berpengaruh terhadap klasifikasi risiko obesitas, dan bagaimana kinerja model pada kelompok usia remaja?

Tujuan penelitian ini adalah mengidentifikasi pola makan, aktivitas fisik, dan durasi *screen time* yang berasosiasi dengan risiko obesitas, membangun dan mengevaluasi model klasifikasi risiko obesitas menggunakan algoritma *Decision Tree* beserta algoritma pembanding, serta menentukan variabel prediktor yang paling berpengaruh, baik ketika variabel antropometri disertakan maupun dikeluarkan dari model. Istilah "remaja" pada judul merujuk pada populasi sasaran penerapan model. Karena dataset sekunder yang tersedia mencakup responden usia 14–61 tahun, model dibangun pada data lintas usia sebagai tahap eksploratif, kemudian karakteristik data dan kinerja model pada subset usia remaja (13–19 tahun) dianalisis secara terpisah (Bagian 3.8) untuk menilai kesesuaiannya dengan populasi sasaran. Secara praktis, model yang dihasilkan diharapkan dapat menjadi dasar pengembangan alat bantu skrining awal oleh tenaga kesehatan sekolah (UKS), puskesmas, maupun dinas kesehatan, setelah divalidasi lebih lanjut pada populasi remaja setempat.

2. Metodologi Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain *cross-sectional*, dikombinasikan dengan metode *data mining* klasifikasi (*predictive analytics*) untuk membangun model prediksi risiko obesitas remaja.

2.1 Desain dan Sampel Penelitian

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari platform Kaggle, yaitu dataset "*Estimation of Obesity Levels Based on Eating Habits and Physical Condition*" [7]. Dataset ini berisi 2.111 responden dari Meksiko, Peru, dan Kolombia dengan rentang usia 14-61 tahun; sebanyak 23% data dikumpulkan langsung melalui survei daring menggunakan instrumen tervalidasi, sedangkan 77% sisanya dihasilkan secara sintetis dengan teknik SMOTE [12] pada perangkat lunak Weka untuk menyeimbangkan jumlah data pada ketujuh kelas target. Karena dataset ini bersifat umum (bukan dikumpulkan khusus dari populasi remaja Indonesia atau wilayah tertentu), hasil dan model pada penelitian ini bersifat eksploratif dan perlu divalidasi lebih lanjut dengan data primer dari populasi remaja setempat sebelum diterapkan sebagai alat skrining di lapangan. Dataset bersifat publik dan telah dianonimkan oleh penyusunnya, sehingga penelitian ini tidak melibatkan interaksi langsung dengan responden maupun data identitas pribadi.

Dua keterbatasan data perlu ditegaskan secara eksplisit. Pertama, karena data tidak difilter khusus pada rentang usia remaja (13-19 tahun) sebelum pemodelan, model dilatih menggunakan seluruh 2.087 data lintas usia (setelah penghapusan 24 data duplikat). Hasil penyaringan langsung terhadap dataset (dijabarkan pada Bagian 3.8) menunjukkan bahwa hanya 410 dari 2.111 data (19,42%) yang berada pada rentang usia remaja (407 data setelah penghapusan duplikat), sehingga hasil model pada Bagian 3 sebagian besar mencerminkan pola pada populasi dewasa muda, bukan spesifik remaja. Kedua, tingginya proporsi data sintetis (77%) yang dihasilkan melalui teknik SMOTE berpotensi menghaluskan batas antar kelas secara artifisial dibandingkan data riil, sehingga metrik kinerja model yang dilaporkan pada Bagian 3 berisiko lebih optimistis (*overoptimistic*) dibandingkan performa yang akan diperoleh pada data primer di lapangan.

2.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian terdiri atas satu variabel label (status obesitas, NObeyesdad) dan 17 variabel prediktor, yaitu 16 atribut asli dataset ditambah satu fitur turunan BMI (IMT = Weight/Height²), yang dikelompokkan ke dalam aspek demografi, antropometri, riwayat keluarga, pola makan, serta aktivitas fisik dan gaya hidup, sebagaimana dirangkum pada Tabel 1. Seluruh 17 variabel tersebut digunakan pada model utama (Skenario A), sedangkan Skenario B mengeluarkan variabel antropometri (Height, Weight, dan BMI) untuk menguji kontribusi variabel perilaku secara independen (Bagian 3.6).

Tabel 1. Variabel Penelitian

Jenis	Variabel (Kode pada Dataset)	Skala	Keterangan
Label	Status obesitas (NObeyesdad)	Kategorik (7 kelas)	Insufficient_Weight s.d. Obesity_Type_III, ditentukan berdasarkan IMT
Prediktor – demografi	Jenis kelamin (Gender); Usia (Age)	Biner; Numerik	Laki-laki/perempuan; usia dalam tahun
Prediktor – antropometri*	Tinggi badan (Height); Berat badan (Weight); IMT (BMI)	Numerik	Meter; kilogram; BMI = Weight/Height² (fitur turunan)
Prediktor – riwayat keluarga	family_history_with_overweight	Biner	Ada/tidak anggota keluarga dengan kelebihan berat badan
Prediktor – pola makan	FAVC, FCVC, NCP, CAEC, CH2O, CALC	Biner; Ordinal	Konsumsi makanan tinggi kalori, frekuensi konsumsi sayur, jumlah makan utama per hari, konsumsi camilan, konsumsi air minum, konsumsi alkohol

Prediktor – aktivitas fisik dan gaya hidup	FAF, TUE, MTRANS, SMOKE, SCC	Ordinal; Kategorik; Biner	Frekuensi aktivitas fisik, durasi penggunaan perangkat teknologi (proksi *screen time*), moda transportasi, kebiasaan merokok, pemantauan asupan kalori

**Variabel antropometri hanya digunakan pada Skenario A dan dikeluarkan pada Skenario B. Variabel TUE (time using technology devices) digunakan sebagai proksi durasi screen time.*

Sebagaimana didokumentasikan pada sumber dataset, data dikumpulkan melalui survei daring tervalidasi yang mencakup pertanyaan mengenai kebiasaan makan (FAVC, FCVC, NCP, CAEC, CALC), aktivitas fisik dan gaya hidup (FAF, TUE, MTRANS, SMOKE, CH2O, SCC), riwayat keluarga dengan kelebihan berat badan, serta data antropometri (tinggi dan berat badan) yang digunakan untuk menghitung Indeks Massa Tubuh (IMT) sebagai dasar penentuan label tujuh kategori status obesitas (NObeyesdad).

2.3 Tahapan Analisis *Data Mining*

Tahapan analisis data pada penelitian ini mengikuti alur berikut:

- Pengumpulan data: pengunduhan dataset sekunder [7] yang berisi 2.111 baris data dengan 16 atribut dan satu label kelas.
- Praproses data: pemeriksaan *missing value* (tidak ditemukan), penghapusan 24 baris data duplikat identik sehingga tersisa 2.087 data, pembentukan fitur turunan BMI = Weight/Height², serta pengodean variabel kategorik menjadi numerik. Pada model utama, seluruh variabel kategorik dikodekan dengan label encoding; pada analisis validasi silang dan perbandingan algoritma (Bagian 3.5 dan 3.6), variabel CAEC dan CALC dikodekan secara ordinal dan MTRANS dengan one-hot encoding agar sesuai untuk SVM dan *Naive Bayes*.
- Pembagian data: pembagian data latih dan data uji secara terstratifikasi menurut kelas target dengan rasio 80:20 (random_state = 42), menghasilkan 1.669 data latih dan 418 data uji; selain itu, dilakukan stratified *k-fold cross validation* (k = 10) pada seluruh 2.087 data untuk menguji stabilitas kinerja [13]. Hasil validasi silang dilaporkan sebagai rata-rata ± simpangan baku akurasi serta rata-rata makro presisi, *recall*, dan *F1-score* dari seluruh *fold* (Tabel 8).
- Pembentukan model *Decision Tree* menggunakan algoritma CART (Gini index) dengan max_depth = 5 untuk mencegah *overfitting* (dasar pemilihan dijelaskan pada Bagian 3.5), serta algoritma pembanding *Random Forest* dengan 100 pohon [14], *Gaussian Naive Bayes*, dan SVM kernel RBF dengan standardisasi fitur, menggunakan parameter bawaan scikit-learn.
- Evaluasi model menggunakan *confusion matrix* serta metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* (rata-rata makro) pada dua skenario fitur, yaitu Skenario A (17 variabel prediktor) dan Skenario B (tanpa Height, Weight, dan BMI).
- Interpretasi model melalui ekstraksi aturan (*rules*) dan analisis *feature importance*.

Model final *Decision Tree* pada penelitian ini diimplementasikan menggunakan algoritma CART melalui DecisionTreeClassifier pada pustaka scikit-learn; seluruh hasil pada Bagian 3 merujuk pada model CART ini. Analisis dilakukan menggunakan perangkat lunak Python dengan pustaka scikit-learn dan pandas. Persamaan Gini index yang digunakan untuk menentukan pemisahan simpul terbaik pada algoritma CART dinyatakan pada Persamaan (1):

$$Gini(D) = 1 - \Sigma (pi)^2 \quad (1)$$

dengan pi adalah proporsi data pada kelas ke-i di dalam simpul D. Semakin kecil nilai Gini index suatu atribut, semakin baik atribut tersebut dalam memisahkan kelas target.

3. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menyajikan hasil pemodelan *Decision Tree* menggunakan algoritma CART (kriteria Gini) dengan kedalaman maksimum (max_depth) 5, yang menghasilkan 24 simpul daun (*leaf node*). Dari 2.111 data pada dataset sumber, sebanyak 24 baris merupakan duplikat identik sehingga dihapus pada tahap praproses dan menyisakan 2.087 data. Data tersebut kemudian dibagi secara terstratifikasi dengan rasio 80:20 menjadi 1.669 data latih dan 418 data uji (1.669 + 418 = 2.087). Data uji bersifat

independen dari proses pelatihan, sehingga kinerja model dapat dievaluasi secara objektif menggunakan *confusion matrix* dan *classification report* sebagaimana disajikan pada Bagian 3.1 dan 3.3, sedangkan stabilitas kinerja, perbandingan dengan algoritma lain, dan pengujian kontribusi variabel perilaku disajikan pada Bagian 3.5 dan 3.6.

3.1 Karakteristik Responden

Model dilatih menggunakan 1.669 data pada tahap pembentukan pohon keputusan. Rincian distribusi ketujuh kelas target disajikan pada Tabel 2. Secara agregat, 1.230 dari 1.669 data (73,7%) berada pada kategori kelebihan berat badan hingga obesitas (Overweight_Level_I–Obesity_Type_III), sedangkan 439 data (26,3%) berada pada kategori berat badan kurang atau normal.

Tabel 2. Distribusi Kelas Target pada Data Latih Model (n = 1.669)

Kelas Status Obesitas	Jumlah Data Latih	Persentase
Insufficient_Weight (Berat Badan Kurang)	214	12,82%
Normal_Weight (Berat Badan Normal)	225	13,48%
Overweight_Level_I (Kelebihan BB Tingkat I)	221	13,24%
Overweight_Level_II (Kelebihan BB Tingkat II)	232	13,90%
Obesity_Type_I (Obesitas Tipe I)	281	16,84%
Obesity_Type_II (Obesitas Tipe II)	237	14,20%
Obesity_Type_III (Obesitas Tipe III)	259	15,52%
Total	**1.669**	**100%**

Catatan: skema variabel (FAVC, CAEC, SCC, CALC, MTRANS, dan tujuh kelas NObeyesdad) mengikuti struktur dataset Estimation of Obesity Levels Based on Eating Habits and Physical Condition [7]. Karakteristik demografis dan perilaku responden disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3 menyajikan karakteristik 2.087 data setelah penghapusan duplikat. Responden didominasi dewasa muda dengan rata-rata usia 24,35 tahun, dan hanya 19,50% yang berusia ≤19 tahun, sedangkan proporsi laki-laki dan perempuan relatif seimbang. Rata-rata BMI sebesar 29,77 kg/m² berada di sekitar ambang obesitas, sejalan dengan dominasi kelas kelebihan berat badan dan obesitas pada Tabel 2. Sebagian besar responden memiliki riwayat keluarga dengan kelebihan berat badan (82,51%) dan sering mengonsumsi makanan tinggi kalori (88,36%), sedangkan rata-rata frekuensi aktivitas fisik tergolong rendah (1,01 pada skala 0–3).

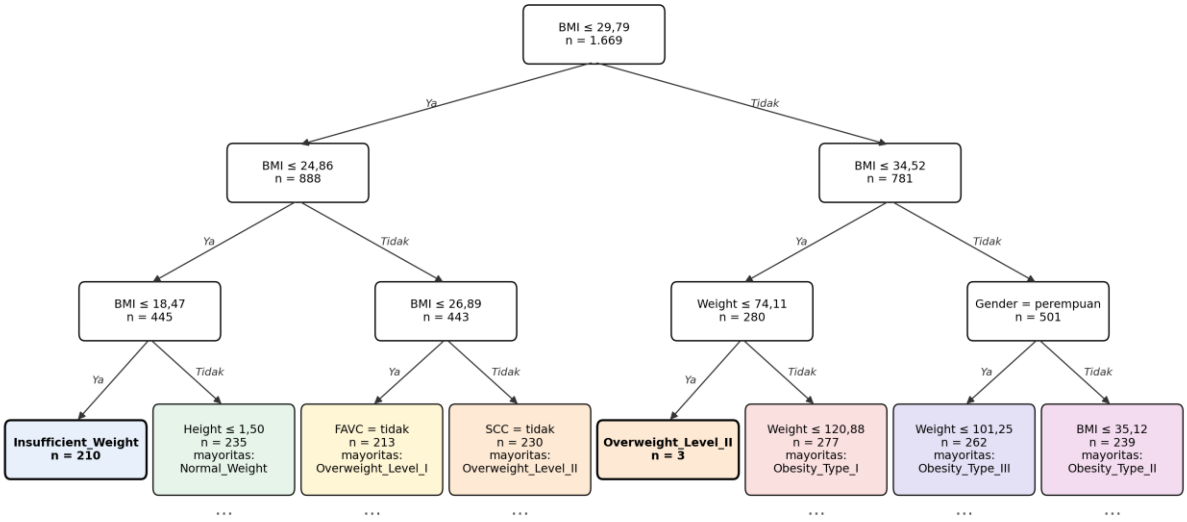
Tabel 3. Karakteristik Responden setelah Penghapusan Duplikat (n = 2.087)

Variabel	Nilai
Usia (tahun), rata-rata ± SD (rentang)	24,35 ± 6,37 (14–61)
Kelompok usia: ≤19 / >19–<30 / ≥30 tahun	407 (19,50%) / 1.316 (63,06%) / 364 (17,44%)
Jenis kelamin: laki-laki / perempuan	1.052 (50,41%) / 1.035 (49,59%)
Tinggi badan (m), rata-rata ± SD	1,70 ± 0,09
Berat badan (kg), rata-rata ± SD	86,86 ± 26,19
BMI (kg/m²), rata-rata ± SD	29,77 ± 8,02
Riwayat keluarga kelebihan berat badan (ya)	1.722 (82,51%)
Sering mengonsumsi makanan tinggi kalori/FAVC (ya)	1.844 (88,36%)
Frekuensi konsumsi sayur/FCVC (skala 1–3)	2,42 ± 0,53
Frekuensi aktivitas fisik/FAF (skala 0–3)	1,01 ± 0,85
Penggunaan perangkat teknologi/TUE (skala 0–2)	0,66 ± 0,61
Transportasi: umum / mobil / lainnya	1.558 (74,65%) / 456 (21,85%) / 73 (3,50%)

3.2 Struktur Pohon Keputusan

Simpul akar (*root node*) model terbentuk dari variabel BMI, dengan titik pisah (*split point*) pada nilai 29,79 — nilai ini mendekati ambang batas klinis antara kategori kelebihan berat badan dan obesitas. Variabel Gender menjadi pemisah terpenting kedua, terutama pada cabang dengan BMI tinggi (>34,52) untuk membedakan Obesitas Tipe II (laki-laki) dari Obesitas Tipe III (perempuan); pola ini merupakan karakteristik empiris dataset, bukan bagian dari definisi label (lihat Bagian 3.4).

Struktur tiga level teratas pohon keputusan yang diekstraksi langsung dari model terlatih disajikan pada Gambar 1. Cabang pada level yang lebih dalam diringkas dengan tanda "⋯", sedangkan aturan lengkap dengan cakupan data terbesar dirangkum pada Tabel 4.



Gambar 1. Struktur Tiga Level Teratas Pohon Keputusan (CART, max_depth = 5, n data latih = 1.669)

Gambar 1 memperlihatkan bahwa dua level pertama pohon seluruhnya menggunakan BMI dengan titik pisah 29,79; 24,86; dan 34,52, yang secara berturut-turut memisahkan kelompok berat badan kurang–normal, kelebihan berat badan, obesitas tipe I, dan obesitas tipe II–III. Variabel selain BMI baru muncul pada level berikutnya, yaitu Weight dan Gender pada cabang BMI > 29,79 serta Height, FAVC, dan SCC pada cabang BMI ≤ 29,79. Satu simpul daun kecil (n = 3) dengan BMI 29,79–34,52 dan Weight ≤ 74,11 diklasifikasikan sebagai Overweight_Level_II, yang mencerminkan kasus di sekitar ambang kategori. Struktur ini konsisten dengan dominasi BMI dan Gender pada analisis *feature importance* (Bagian 3.4).

Tabel 4. Ringkasan Aturan Klasifikasi Utama Model *Decision Tree*

No	Kondisi Aturan (Cabang Pohon)	Kelas Prediksi	Jumlah Data	*Purity*
1	BMI 29,79–34,52 DAN Weight 74,11–120,88 DAN moda transportasi bukan Jalan Kaki	Obesitas Tipe I	268	99,6%
2	BMI > 34,52 DAN Jenis Kelamin = Perempuan DAN Weight > 101,25 kg	Obesitas Tipe III	259	100%
3	BMI 19,13–24,86 DAN Tinggi Badan > 1,50 m	Berat Badan Normal	214	97,2%
4	BMI ≤ 18,47	Berat Badan Kurang	210	100%
5	BMI > 35,29 DAN Jenis Kelamin = Laki-laki	Obesitas Tipe II	206	100%
6	BMI 26,89–29,79 DAN tidak memantau kalori (SCC = tidak) DAN konsumsi air > 1,08 L	Kelebihan BB Tingkat II	205	99,0%
7	BMI 24,86–26,89 DAN sering makan tinggi kalori (FAVC = ya) DAN usia ≤ 47,5 th	Kelebihan BB Tingkat I	191	99,5%

Purity = persentase data latih pada cabang tersebut yang benar diklasifikasikan sebagai kelas prediksi. Ketujuh aturan di atas mencakup 1.553 dari 1.669 data latih (93,05%); 17 aturan sisanya menangani kasus-kasus di batas ambang BMI dengan cakupan data lebih kecil.

Pohon menghasilkan total 24 aturan (*leaf node*) dengan tingkat kemurnian (*purity*) tertimbang rata-rata 98,38% pada data latih. Beberapa simpul daun kecil di sekitar ambang kategori memiliki *purity* lebih rendah (50–84%), namun hanya mencakup sebagian kecil data. Hal ini mengindikasikan bahwa ketujuh kelas status obesitas dapat dipisahkan hampir sempurna hanya dengan kombinasi BMI, Gender, dan Weight. Temuan tersebut konsisten dengan sifat variabel BMI yang secara matematis merupakan turunan langsung dari Height dan Weight, sehingga model pada dasarnya mempelajari ambang BMI empiris pada dataset yang membedakan kategori Insufficient_Weight, Normal_Weight, Overweight_Level_I/II, hingga Obesity_Type_I/II/III.

3.3 Evaluasi Kinerja Model

Kinerja model dievaluasi menggunakan *confusion matrix* dan *classification report* pada 418 data uji yang terpisah dari data latih. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi keseluruhan sebesar 97% (407 dari 418 data uji diklasifikasikan dengan benar), dengan rata-rata makro (*macro average*) presisi 0,98, *recall*

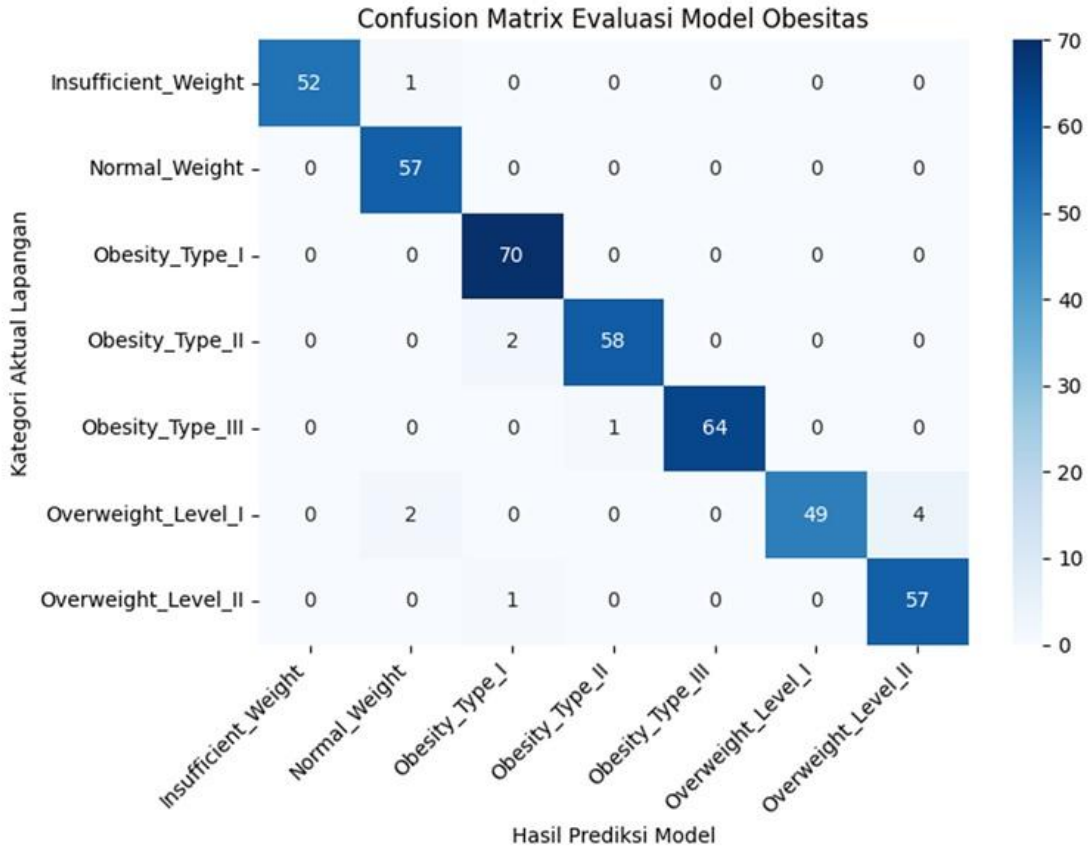
0,97, dan *F1-score* 0,97, sebagaimana dirangkum pada Tabel 5 dan divisualisasikan pada Gambar 2 dan Tabel 6.

Tabel 5. Hasil Evaluasi Kinerja Model pada Data Uji (n = 418)

Metrik	Nilai
Akurasi	0,97 (97%)
Presisi	0,98 (*macro avg*)
Recall (Sensitivitas)	0,97 (*macro avg*)
F1-score	0,97 (*macro avg*)

*Nilai presisi, *recall*, dan *F1-score* pada tabel di atas merupakan rata-rata makro (*macro average*) dari ketujuh kelas target; rincian metrik pada masing-masing kelas disajikan pada *classification report* (Tabel 6).

Gambar 2 menyajikan *confusion matrix* hasil evaluasi model pada data uji, yang memetakan kategori aktual (baris) terhadap hasil prediksi model (kolom).



Gambar 2. Confusion Matrix Evaluasi Model pada Data Uji (n = 418)

Confusion matrix pada Gambar 2 memperlihatkan dominasi nilai pada diagonal utama, yang menandakan sebagian besar data uji diklasifikasikan dengan benar pada kelas aslinya (misalnya 70 dari 70 data Obesity_Type_I dan 57 dari 58 data Overweight_Level_II diprediksi tepat). Kesalahan klasifikasi yang terjadi berjumlah kecil dan cenderung berada pada kelas yang bertetangga secara ambang BMI, yaitu: 4 data Overweight_Level_I terprediksi sebagai Overweight_Level_II dan 2 data lainnya sebagai Normal_Weight, 2 data Obesity_Type_II terprediksi sebagai Obesity_Type_I, 1 data Obesity_Type_III terprediksi sebagai Obesity_Type_II, 1 data Overweight_Level_II terprediksi

sebagai Obesity_Type_I, dan 1 data Insufficient_Weight terprediksi sebagai Normal_Weight. Tidak ditemukan kesalahan klasifikasi antar-kelas yang berjauhan (misalnya Insufficient_Weight diprediksi sebagai Obesity_Type_III), yang menunjukkan bahwa kekeliruan model bersifat lokal di sekitar batas ambang kategori, bukan kesalahan yang acak.

Rincian metrik *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk masing-masing dari ketujuh kelas ditampilkan pada *classification report* berikut (Tabel 6).

Tabel 6. *Classification Report* Evaluasi Model pada Data Uji (n = 418)

Kelas	Presisi	*Recall*	*F1-score*	*Support*
Insufficient_Weight	1,00	0,98	0,99	53
Normal_Weight	0,95	1,00	0,97	57
Overweight_Level_I	1,00	0,89	0,94	55
Overweight_Level_II	0,93	0,98	0,96	58
Obesity_Type_I	0,96	1,00	0,98	70
Obesity_Type_II	0,98	0,97	0,97	60
Obesity_Type_III	1,00	0,98	0,99	65
Akurasi			**0,97**	**418**
Rata-rata makro	**0,98**	**0,97**	**0,97**	**418**
Rata-rata tertimbang	**0,97**	**0,97**	**0,97**	**418**

Classification report pada Tabel 6 menunjukkan bahwa hampir seluruh kelas memiliki nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* di atas 0,95. Nilai *F1-score* terendah terdapat pada kelas Overweight_Level_I (0,94), yang sejalan dengan temuan pada *confusion matrix* bahwa 6 dari 55 data aktual kelas ini (*recall* 0,89) tersebar ke kelas Normal_Weight dan Overweight_Level_II. Sebaliknya, *precision* sempurna (1,00) pada kelas Insufficient_Weight, Obesity_Type_III, dan Overweight_Level_I mengindikasikan bahwa setiap kali model memprediksi ketiga kelas tersebut, prediksinya selalu tepat, meskipun tidak semua data aktual pada kelas tersebut berhasil tertangkap seluruhnya (*recall* < 1,00). Nilai *weighted average F1-score* sebesar 0,97 konsisten dengan angka akurasi keseluruhan 97% yang telah disajikan pada Tabel 5.

Pola kesalahan klasifikasi yang terkonsentrasi pada kelas-kelas yang berdekatan secara ambang BMI ini konsisten dengan struktur pohon keputusan yang dibahas pada Bagian 3.2, yaitu bahwa pemisahan kelas pada model terutama ditentukan oleh serangkaian ambang nilai BMI, Gender, dan Weight secara berurutan (Bagian 3.4). Data uji yang berada tepat di sekitar titik ambang tersebut (*borderline cases*) memiliki risiko lebih tinggi untuk terklasifikasi ke kelas tetangganya, sedangkan data yang nilainya jauh dari ambang batas hampir selalu diklasifikasikan dengan benar. Temuan ini memperkuat kesimpulan pada Bagian 3.4 bahwa model saat ini pada dasarnya berfungsi sebagai kalkulator kategori BMI otomatis yang sangat akurat, sedangkan kontribusi independen variabel perilaku (pola makan, aktivitas fisik, *screen time*) terhadap risiko obesitas diuji secara terpisah pada Bagian 3.6.

3.4 *Feature Importance* dan Implikasi Praktis

Model utama (Skenario A) dibangun menggunakan seluruh 17 variabel prediktor pada Tabel 1, yaitu variabel demografi (Gender, Age), antropometri (Height, Weight, BMI), riwayat keluarga (family_history_with_overweight), pola makan (FAVC, FCVC, NCP, CAEC, CH2O, CALC), serta aktivitas fisik dan gaya hidup (FAF, TUE, MTRANS, SMOKE, SCC). Karena variabel antropometri turut disertakan, peringkat *feature importance* pada Tabel 7 memuat BMI, Gender, dan Weight di samping variabel pola makan dan aktivitas fisik.

Tabel 7. Peringkat *Feature Importance* Model *Decision Tree*

Ranking	Variabel Prediktor	Kontribusi (*Feature Importance*)
1	BMI (Indeks Massa Tubuh)	80,20%
2	Gender (Jenis Kelamin)	17,05%
3	Weight (Berat Badan)	1,52%
4	Age (Usia)	0,43%
5	Height (Tinggi Badan)	0,35%
6	SCC (Pemantauan Kalori)	0,19%

7	FAVC (Konsumsi Makanan Tinggi Kalori)	0,15%
8	CH2O (Konsumsi Air Minum)	0,06%
9	MTRANS (Moda Transportasi)	0,05%
–	Lainnya (family_history, FCVC, NCP, CAEC, SMOKE, FAF, TUE, CALC)	≈ 0,00%

Nilai *feature importance* pada Tabel 7 diekstraksi langsung dari atribut feature_importances_ pada DecisionTreeClassifier. Dominasi BMI wajar secara matematis karena BMI dihitung langsung dari Height dan Weight, sedangkan ketujuh kelas label pada dataset ditentukan terutama berdasarkan IMT [7]. Adapun tingginya kontribusi Gender bukan berasal dari definisi label, melainkan dari karakteristik empiris dataset: 295 dari 297 data Obesity_Type_II berjenis kelamin laki-laki dan 323 dari 324 data Obesity_Type_III berjenis kelamin perempuan, yang kemungkinan besar merupakan artefak proses pembentukan data sintetis. Selain itu, rentang BMI antarkelas yang berdekatan saling tumpang tindih (misalnya Overweight_Level_I 22,83–28,77 kg/m² dan Overweight_Level_II 25,71–30,36 kg/m²), sehingga label tidak sepenuhnya identik dengan ambang IMT baku. Oleh karena itu, pemisahan kelas berdasarkan jenis kelamin pada model tidak boleh dimaknai sebagai perbedaan biologis. Implikasi praktisnya, model saat ini pada dasarnya berfungsi sebagai kalkulator kategori BMI otomatis dan belum menangkap kontribusi variabel perilaku (pola makan, aktivitas fisik, *screen time*) terhadap risiko obesitas secara independen dari berat-tinggi badan. Oleh karena itu, pada Bagian 3.6 variabel perilaku diuji secara terpisah dengan mengeluarkan Height, Weight, dan BMI dari fitur prediktor, agar rekomendasi intervensi berbasis sekolah—peningkatan aktivitas fisik terstruktur, edukasi gizi seimbang, dan pembatasan waktu layar—dapat didukung oleh bukti kontribusi variabel yang lebih relevan secara perilaku, bukan sekadar turunan antropometri.

3.5 Validasi Silang dan Perbandingan dengan Algoritma Lain

Untuk menguji stabilitas kinerja model di luar satu kali pembagian data latih-uji, dilakukan stratified 10-*fold cross validation* pada 2.087 data dengan fitur dan penghapusan duplikat yang sama (skema pengodean dijelaskan pada Bagian 2.3). Pada setiap *fold*, sekitar 90% data digunakan untuk pelatihan dan 10% sisanya untuk pengujian, sehingga setiap data tepat satu kali menjadi data uji [13]. *Decision Tree* dibandingkan dengan tiga algoritma yang umum digunakan pada klasifikasi data kesehatan [15], [16], yaitu *Random Forest* [14], *Gaussian Naive Bayes*, dan SVM kernel RBF. Hasil pada kedua skenario fitur, berupa rata-rata ± simpangan baku akurasi serta rata-rata makro presisi, *recall*, dan *F1-score* dari seluruh *fold*, disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Stratified 10-*Fold Cross Validation* Empat Algoritma pada Dua Skenario Fitur (n = 2.087)

Skenario	Algoritma	Akurasi (%) (rata-rata ± SD)	Presisi	*Recall*	*F1-score*
A (17 variabel)	*Decision Tree* (CART)	96,98 ± 1,30	0,971	0,970	0,970
A (17 variabel)	*Random Forest*	98,99 ± 0,66	0,990	0,989	0,990
A (17 variabel)	*Gaussian Naive Bayes*	80,55 ± 1,51	0,824	0,801	0,785
A (17 variabel)	SVM (RBF)	90,75 ± 2,50	0,912	0,905	0,906
B (non-antropometri)	*Decision Tree* (CART)	63,34 ± 2,21	0,661	0,619	0,618
B (non-antropometri)	*Random Forest*	86,49 ± 1,89	0,871	0,862	0,863
B (non-antropometri)	*Gaussian Naive Bayes*	44,85 ± 2,59	0,451	0,446	0,369
B (non-antropometri)	SVM (RBF)	75,28 ± 2,08	0,755	0,749	0,745

Catatan: presisi, recall, dan F1-score merupakan rata-rata makro dari ketujuh kelas yang dirata-ratakan atas 10 fold; SD = simpangan baku antar-fold. Random Forest menggunakan 100 pohon; SVM menggunakan kernel RBF dengan standardisasi fitur; seluruh model menggunakan random_state = 42.

Pada Skenario A, *Decision Tree* memperoleh akurasi rata-rata 96,98% ± 1,30%, sangat dekat dengan akurasi 97% pada evaluasi data uji tunggal (Bagian 3.3). Simpangan baku yang kecil menunjukkan bahwa kinerja model stabil lintas subset data dan tidak bergantung pada satu kali pembagian data tertentu. *Random Forest* memperoleh kinerja tertinggi (98,99% ± 0,66%), sedangkan SVM (90,75%)

dan *Gaussian Naive Bayes* (80,55%) berada di bawah *Decision Tree*. Keunggulan *Random Forest* sekitar dua poin persentase dicapai dengan mengorbankan interpretabilitas, karena prediksinya merupakan agregasi dari 100 pohon; sebaliknya, *Decision Tree* tunggal dengan 24 aturan tetap menawarkan keseimbangan yang baik antara akurasi dan kemudahan interpretasi bagi tenaga kesehatan. Rendahnya kinerja *Naive Bayes* dapat dijelaskan oleh asumsi independensi antar-fitur yang tidak terpenuhi, mengingat BMI, Height, dan Weight saling berkorelasi secara matematis.

Akurasi *Decision Tree* pada penelitian ini (96,98%) lebih tinggi daripada *Decision Tree* pada studi Santisteban Quiroz [9] (93,00%) dan sebanding dengan presisi 97,4% yang dilaporkan De-La-Hoz-Correa dkk. [8]. Perbedaan ini kemungkinan dipengaruhi oleh penambahan fitur turunan BMI, yang secara langsung merepresentasikan dasar penentuan label, serta perbedaan pengaturan parameter dan skema evaluasi. Urutan kinerja algoritma pada penelitian ini, yaitu *ensemble* berbasis pohon di atas *Decision Tree* tunggal dan keduanya di atas model non-pohon, juga konsisten dengan temuan Santisteban Quiroz [9].

Pemilihan kedalaman maksimum 5 diuji melalui analisis sensitivitas dengan 10-*fold cross validation*. Akurasi *Decision Tree* relatif stabil pada rentang 96,98%–97,80% untuk kedalaman 3 hingga 10, sedangkan jumlah simpul daun meningkat dari 8 menjadi 48. Bahkan pada kedalaman 3 dengan hanya 8 simpul daun, akurasi telah mencapai 97,22%, yang menegaskan bahwa klasifikasi pada Skenario A hampir sepenuhnya ditentukan oleh beberapa ambang BMI. Kedalaman 5 dipertahankan agar pohon masih memuat pemisah non-antropometri yang relevan bagi interpretasi perilaku (misalnya FAVC, SCC, dan MTRANS pada Tabel 4), dengan jumlah aturan yang tetap dapat diinterpretasikan dan risiko *overfitting* yang terbatas.

3.6 Kontribusi Variabel Perilaku: Model Tanpa Variabel Antropometri

Untuk menjawab keterbatasan akibat dominasi BMI (Bagian 3.4), Skenario B membangun ulang seluruh model tanpa Height, Weight, dan BMI, sehingga prediksi hanya bergantung pada variabel demografi, riwayat keluarga, pola makan, serta aktivitas fisik dan gaya hidup. Sebagaimana terlihat pada Tabel 8, akurasi *Decision Tree* turun dari 96,98% menjadi 63,34% ± 2,21%, sedangkan *Random Forest* tetap mencapai 86,49% ± 1,89%, diikuti SVM (75,28%) dan *Gaussian Naive Bayes* (44,85%). Penurunan akurasi *Decision Tree* sekitar 34 poin persentase mengonfirmasi bahwa akurasi tinggi pada Skenario A sebagian besar bersumber dari variabel antropometri. Namun demikian, akurasi seluruh model pada Skenario B masih jauh di atas tebakan acak untuk tujuh kelas yang relatif seimbang (sekitar 14%), yang menunjukkan bahwa variabel perilaku memiliki daya prediktif yang nyata secara independen dari berat dan tinggi badan.

Pada Skenario B, *feature importance Decision Tree* (dilatih pada pembagian data latih-uji 80:20 yang sama) didominasi oleh frekuensi konsumsi sayur (FCVC, 28,26%), durasi penggunaan perangkat teknologi sebagai proksi *screen time* (TUE, 22,43%), usia (11,29%), jenis kelamin (9,77%), dan konsumsi alkohol (CALC, 5,76%). Pada *Random Forest*, lima variabel terpenting adalah usia (15,94%), FCVC (14,51%), jumlah makan utama per hari (NCP, 9,77%), frekuensi aktivitas fisik (FAF, 9,37%), dan TUE (9,06%). Kemunculan FCVC, TUE, dan usia secara konsisten pada kedua algoritma mengindikasikan bahwa pola konsumsi sayur, durasi *screen time*, dan usia merupakan kandidat variabel yang paling relevan untuk diteliti lebih lanjut, sedangkan aktivitas fisik hanya menonjol pada *Random Forest* (Tabel 9). Temuan ini sejalan dengan literatur yang menempatkan pola makan dan aktivitas fisik sebagai determinan utama obesitas [3], [10]. Meskipun demikian, temuan ini perlu dimaknai secara hati-hati karena sebagian besar data merupakan data sintetis hasil SMOTE (Bagian 3.7).

Untuk menjawab kelompok variabel perilaku mana yang paling berpengaruh, lima variabel terpenting pada Skenario B dikelompokkan menurut aspeknya (pola makan, *screen time*, aktivitas fisik, dan demografi) dan disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9. Kontribusi Kelompok Variabel pada Lima Variabel Terpenting Skenario B (Non-Antropometri)

Kelompok Variabel	*Decision Tree* (kontribusi variabel)	*Random Forest* (kontribusi variabel)
Pola makan	FCVC 28,26%; CALC 5,76% (total 34,02%)	FCVC 14,51%; NCP 9,77% (total 24,28%)
Screen time	TUE 22,43%	TUE 9,06%
Aktivitas fisik	FAF < 5,76% (di luar lima besar)	FAF 9,37%
Demografi (bukan variabel perilaku)	Age 11,29%; Gender 9,77% (total 21,06%)	Age 15,94%

Catatan: tabel hanya memuat lima variabel terpenting pada masing-masing algoritma sehingga total kelompok merupakan batas bawah; variabel di luar lima besar tidak diperhitungkan. FCVC = konsumsi sayur, CALC = konsumsi alkohol, NCP = jumlah makan utama, TUE = penggunaan perangkat teknologi (proksi screen time), FAF = frekuensi aktivitas fisik.

Berdasarkan Tabel 9, pola makan merupakan kelompok perilaku dengan kontribusi terbesar pada kedua algoritma. Pada *Decision Tree*, konsumsi sayur dan alkohol saja menyumbang 34,02%, lebih besar daripada *screen time* (22,43%), sedangkan aktivitas fisik (FAF) berada di luar lima variabel terpenting dengan kontribusi di bawah 5,76%. Pada *Random Forest*, pola makan (FCVC dan NCP) menyumbang 24,28%, sementara aktivitas fisik (FAF, 9,37%) dan *screen time* (TUE, 9,06%) berkontribusi hampir setara. Dengan demikian, di antara tiga aspek yang menjadi fokus penelitian, pola makan paling berpengaruh pada kedua algoritma, sedangkan urutan *screen time* dan aktivitas fisik berbeda antar-algoritma. Hasil ini perlu dimaknai secara hati-hati: kelompok pola makan memuat lebih banyak variabel (enam variabel) daripada kelompok lain sehingga totalnya cenderung lebih besar, dan nilai tersebut menunjukkan kepentingan variabel bagi model, bukan hubungan sebab-akibat maupun arah pengaruh.

3.7 Keterbatasan Penelitian

Terlepas dari kinerja model yang tinggi, beberapa keterbatasan metodologis perlu diungkapkan secara eksplisit agar hasil penelitian ini diinterpretasikan secara proporsional:

- Potensi circularity pada variabel BMI. Ketujuh kelas label (NObeyesdad) pada dataset sumber ditentukan terutama berdasarkan IMT, sehingga penggunaan BMI (dan turunannya, Weight) sebagai variabel prediktor menyebabkan model secara matematis dekat dengan tautologi, bukan murni menemukan pola perilaku baru. Akurasi 97% pada Skenario A sebagian besar mencerminkan kemampuan model menghitung ulang ambang BMI, sebagaimana ditunjukkan oleh turunnya akurasi *Decision Tree* menjadi 63,34% ketika variabel antropometri dikeluarkan (Skenario B, Bagian 3.6).
- Kesenjangan antara populasi sampel dan populasi target. Dataset mencakup responden berusia 14–61 tahun tanpa penyaringan khusus ke rentang usia remaja (13–19 tahun) sebelum pemodelan. Penyaringan langsung terhadap dataset (Bagian 3.8) menunjukkan bahwa hanya 410 dari 2.111 data (19,42%) berada pada rentang usia remaja, dan satu kelas target (Obesity_Type_II) sama sekali tidak terwakili pada rentang usia tersebut, sehingga model belum sepenuhnya merepresentasikan kelompok remaja yang menjadi fokus utama penelitian ini. Oleh karena itu, istilah "remaja" pada judul dan tujuan penelitian merujuk pada populasi sasaran penerapan model (*target application*), sedangkan kinerja model khusus pada data remaja dilaporkan terpisah pada Bagian 3.8.
- Kriteria status gizi remaja. Label pada dataset ditentukan menggunakan ambang IMT yang berlaku untuk orang dewasa bagi seluruh responden, termasuk responden berusia 14–19 tahun. Padahal, status gizi remaja semestinya ditentukan menggunakan indikator IMT menurut umur (IMT/U) berbasis z-score sesuai referensi pertumbuhan WHO [17]. Akibatnya, label pada subset remaja belum tentu sesuai dengan klasifikasi status gizi remaja yang berlaku, sehingga pengembangan model untuk remaja Indonesia perlu menggunakan label berbasis IMT/U.
- Proporsi data sintetis yang tinggi. Sebanyak 77% data pada dataset dihasilkan secara sintetis melalui teknik SMOTE untuk menyeimbangkan kelas target, yang berpotensi memperhalus pola hubungan antar variabel secara artifisial dan perlu diperhitungkan saat menggeneralisasi temuan ke populasi nyata. Selain itu, nilai sintetis pada variabel ordinal (misalnya FCVC, NCP, FAF, dan TUE) berbentuk pecahan hasil interpolasi, berbeda dengan jawaban survei asli yang bernilai bulat, sehingga model berbasis pohon berpotensi memanfaatkan artefak ini dan kinerja pada Skenario B dapat lebih

optimistis dibandingkan pada data riil. Karena SMOTE diterapkan oleh penyusun dataset sebelum data dibagi, sebagian data uji dapat merupakan hasil interpolasi dari data latih, sehingga seluruh estimasi kinerja, termasuk hasil validasi silang, berpotensi lebih tinggi daripada kinerja pada data yang benar-benar baru.

- Belum dilakukan optimasi *hyperparameter*. Seluruh algoritma dijalankan dengan parameter bawaan (kecuali max_depth = 5 pada *Decision Tree*) tanpa penyetelan parameter secara sistematis, sehingga kinerja relatif antaralgoritma masih dapat berubah apabila dilakukan optimasi, misalnya melalui *grid search* dengan *nested cross validation*.
- Validasi masih bersifat internal. Meskipun stabilitas kinerja telah diuji melalui 10-*fold cross validation* (Bagian 3.5), seluruh evaluasi dilakukan pada dataset yang sama, sehingga kemampuan generalisasi model pada populasi lain, termasuk remaja Indonesia, belum teruji melalui validasi eksternal.

3.8 Analisis Tambahan: Karakteristik Data dan Kinerja Model pada Rentang Usia Remaja

Sebagai tindak lanjut atas keterbatasan pada Bagian 3.7 terkait kesenjangan populasi sampel dan populasi target, dataset sumber (Kaggle, n = 2.111) disaring ulang secara langsung untuk mengisolasi responden pada rentang usia remaja (13–19 tahun). Hasil penyaringan disajikan pada Tabel 10.

Tabel 10. Distribusi Kelas Status Obesitas: Seluruh Data vs. Subset Usia Remaja (13–19 Tahun)

Kelas Status Obesitas	Seluruh Data (n=2.111)	Data Remaja 13–19 th (n=410)	% Remaja dari Kelas
Insufficient_Weight	272	123	45,22%
Normal_Weight	287	102	35,54%
Overweight_Level_I	290	59	20,34%
Overweight_Level_II	290	34	11,72%
Obesity_Type_I	351	64	18,23%
Obesity_Type_II	297	0	0,00%
Obesity_Type_III	324	28	8,64%
Total	**2111**	**410**	**19,42%**

Catatan: penyaringan dilakukan pada dataset sumber sebelum penghapusan duplikat, sehingga tabel ini bersifat deskriptif terhadap karakteristik data. Setelah penghapusan 24 data duplikat, jumlah data remaja menjadi 407 data, yang digunakan pada evaluasi kinerja model di bawah.

Tabel 10 memperlihatkan tiga temuan yang memperkuat keterbatasan pada Bagian 3.7. Pertama, hanya 410 dari 2.111 data (19,42%) yang berada pada rentang usia remaja, sehingga hasil model pada Bagian 3 sebagian besar mencerminkan pola pada populasi dewasa muda secara umum. Kedua, kelas Obesity_Type_II sama sekali tidak memiliki responden pada rentang usia remaja (0 dari 297 data kelas tersebut), sehingga model tujuh kelas yang dilaporkan pada Bagian 3 tidak dapat direplikasi secara langsung pada subset remaja tanpa penyesuaian skema kelas. Ketiga, distribusi usia di dalam subset remaja itu sendiri condong ke remaja akhir: 94,6% (388 dari 410 data) berusia 17–19 tahun (usia dibulatkan ke tahun terdekat), sedangkan hanya 5,4% (22 data) berusia 14–16 tahun, sehingga subset ini belum tentu representatif untuk remaja awal maupun pertengahan. Ketiga temuan ini menegaskan bahwa penyaringan usia remaja saja tidak cukup; diperlukan pula pengumpulan data primer dengan sebaran usia dan kelas status obesitas yang lebih seimbang sebelum model diterapkan secara khusus pada populasi remaja.

Untuk menilai kinerja model secara khusus pada populasi sasaran, prediksi hasil stratified 10-*fold cross validation* (Bagian 3.5) dievaluasi terpisah pada 407 data remaja (13–19 tahun) setelah penghapusan duplikat dan pada 1.680 data non-remaja. Pada Skenario A, akurasi *Decision Tree* pada data remaja mencapai 97,79%, sebanding dengan data non-remaja (96,79%), dan *Random Forest* mencapai 98,53% (non-remaja 99,11%). Hal ini menunjukkan bahwa model berbasis antropometri berfungsi sama baiknya pada remaja. Sebaliknya, pada Skenario B akurasi pada data remaja lebih rendah daripada data non-remaja, yaitu 54,55% vs. 65,48% untuk *Decision Tree* dan 82,80% vs. 87,38% untuk *Random Forest*. Temuan ini mengindikasikan bahwa pola hubungan antara variabel perilaku dan status obesitas yang dipelajari dari data yang didominasi responden dewasa muda belum sepenuhnya

berlaku pada remaja, sehingga pengembangan model skrining berbasis perilaku untuk remaja memerlukan data latih dari populasi remaja itu sendiri.

4. Kesimpulan

Model *Decision Tree* (CART, kedalaman maksimum 5, 24 aturan) memprediksi tingkat obesitas dengan akurasi 97% pada data uji dan 96,98% ± 1,30% pada 10-*fold cross validation*. Berdasarkan kelompok variabel, kontribusi pola makan sebesar 34,02% (konsumsi sayur 28,26% dan alkohol 5,76%), *screen time* sebesar 22,43%, dan aktivitas fisik di bawah 5,76%. Dengan demikian, pola makan menjadi aspek perilaku yang berkontribusi terbesar, sehingga variabel perilaku memiliki daya prediktif moderat secara independen. Pada subset remaja, model berbasis perilaku lebih lemah (akurasi *Decision Tree* 54,55%). Karena data bersifat sekunder, lintas usia (14–61 tahun), dan didominasi data sintetis, hasil ini masih eksploratif dan perlu divalidasi dengan data primer populasi remaja setempat sebelum digunakan sebagai alat skrining.

Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data primer remaja Indonesia dengan label status gizi berbasis IMT menurut umur (IMT/U), menyaring data pada rentang usia remaja sebelum pemodelan, serta menerapkan SMOTE hanya pada data latih di dalam setiap *fold* agar estimasi kinerja tidak dipengaruhi data sintetis. Optimasi *hyperparameter* pada *Decision Tree* (misalnya kedalaman maksimum dan *pruning*), penggunaan SHAP untuk menjelaskan arah dan besar pengaruh variabel perilaku, serta validasi eksternal pada populasi remaja di wilayah lain juga perlu dilakukan sebelum model diintegrasikan ke dalam aplikasi skrining digital berbasis sekolah.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak yang telah membantu pelaksanaan penelitian ini.

Daftar Pustaka

[1] Badan Kebijakan Pembangunan Kesehatan, Kementerian Kesehatan RI, *Survei Kesehatan Indonesia (SKI) 2023 dalam Angka*, Jakarta: BKPK Kemenkes RI, 2024.

[2] World Health Organization, *Obesity and Overweight Fact Sheet*, Geneva: WHO, 2024.

[3] A. Rafiony, M. B. Purba, and I. D. P. Pramantara, "Konsumsi fast food dan soft drink sebagai faktor risiko obesitas pada remaja," *Jurnal Gizi Klinik Indonesia*, vol. 11, no. 4, pp. 170–178, 2015.

[4] H. Masdar, P. A. Saputri, D. Rosdiana, F. Chandra, and D. Darmawi, "Depresi, ansietas dan stres serta hubungannya dengan obesitas pada remaja," *Jurnal Gizi Klinik Indonesia*, vol. 12, no. 4, pp. 138–143, 2016, doi: 10.22146/ijcn.23021.

[5] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 3rd ed. Waltham, MA, USA: Morgan Kaufmann, 2012.

[6] A. Riyandi, M. Afrad, M. Y. Fathoni, and Y. D. Prasetyo, "Obesity status prediction through artificial intelligence and balanced label distribution using SMOTE," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 9, no. 3, pp. 519–524, 2025.

[7] F. M. Palechor and A. de la Hoz Manotas, "Dataset for estimation of obesity levels based on eating habits and physical condition in individuals from Colombia, Peru and Mexico," *Data in Brief*, vol. 25, Art. no. 104344, 2019.

[8] E. De-La-Hoz-Correa, R. Morales-Ortega, F. Mendoza-Palechor, A. De-La-Hoz-Manotas, and B. Sánchez-Hernández, "Obesity level estimation software based on decision trees," *Journal of Computer Science*, vol. 15, pp. 67–77, 2019, doi: 10.3844/jcssp.2019.67.77.

[9] J. P. Santisteban Quiroz, "Estimation of obesity levels based on dietary habits and condition physical using computational intelligence," *Informatics in Medicine Unlocked*, vol. 29, Art. no. 100901, 2022, doi: 10.1016/j.imu.2022.100901.

[10] H. G. Gözükara Bağ, F. H. Yağın, Y. Görmez, P. P. González, C. Çolak, M. Gülü, G. Badicu, and L. P. Ardigò, "Estimation of obesity levels through the proposed predictive approach based on physical activity and nutritional habits," *Diagnostics*, vol. 13, no. 18, Art. no. 2949, 2023, doi: 10.3390/diagnostics13182949.

[11] S. A. Thamrin, D. S. Arsyad, H. Kuswanto, A. Lawi, and S. Nasir, "Predicting obesity in adults using machine learning techniques: An analysis of Indonesian basic health research 2018," *Frontiers in Nutrition*, vol. 8, Art. no. 669155, 2021, doi: 10.3389/fnut.2021.669155.

[12] N. V. Chawla, K. W. Bowyer, L. O. Hall, and W. P. Kegelmeyer, "SMOTE: Synthetic minority over-sampling technique," *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 16, pp. 321–357, 2002.

[13] R. Kohavi, "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection," in *Proc. 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, 1995, pp. 1137–1143.

[14] L. Breiman, "Random forests," *Machine Learning*, vol. 45, no. 1, pp. 5–32, 2001.

[15] M. D. Purbolaksono, M. I. Tantowi, A. I. Hidayat, and Adiwijaya, "Perbandingan support vector machine dan modified balanced random forest dalam deteksi pasien penyakit diabetes," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 393–399, 2021.

[16] A. J. Matondang, "Pengaruh oversampling pada klasifikasi hipertensi dengan algoritma Naïve Bayes, Decision Tree, dan Artificial Neural Network (ANN)," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 4, no. 4, pp. 635–641, 2020.

[17] M. de Onis, A. W. Onyango, E. Borghi, A. Siyam, C. Nishida, and J. Siekmann, "Development of a WHO growth reference for school-aged children and adolescents," *Bulletin of the World Health Organization*, vol. 85, no. 9, pp. 660–667, 2007.