

**ANALISIS KESESUAIAN PENGUKURAN KALORI
SMARTWATCH DENGAN PERHITUNGAN MET
PADA AKTIVITAS OLAHRAGA**



Disusun Oleh:

N a m a : Rafli Assiddiqie Raihan
NIM : 20523222

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA – PROGRAM SARJANA
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA**

2026

HALAMAN PENGESAHAN DOSEN PEMBIMBING

**ANALISIS KESESUAIAN PENGUKURAN KALORI
SMARTWATCH DENGAN PERHITUNGAN MET
PADA AKTIVITAS OLAHRAGA**

TUGAS AKHIR



Yogyakarta, 25 Desember 2025

Pembimbing I,

(Irving Vitra Paputungan, S.T., M.Sc., Ph.D)

Pembimbing II,

(Mukhammad Andri Setiawan, S.T., M.Sc., Ph.D)

HALAMAN PENGESAHAN DOSEN PENGUJI

ANALISIS KESESUAIAN PENGUKURAN KALORI SMARTWATCH DENGAN PERHITUNGAN MET PADA AKTIVITAS OLAHRAGA

TUGAS AKHIR

Telah dipertahankan di depan sidang penguji sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer dari Program Studi Informatika – Program Sarjana di Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia

Yogyakarta, 27 Januari 2026

Tim Penguji

Mukhammad Andri Setiawan, S.T., M.Sc., Ph.D.

Anggota 1

Taufiq Hidayat, S.T., M.Sc., Ph.D.

Anggota 2

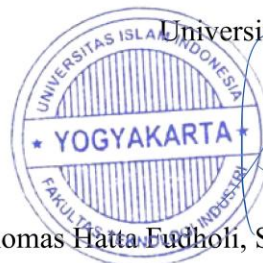
Dr. Nur Wijayaning Rahayu, S.Kom., M.Cs.

Mengetahui,

Ketua Program Studi Informatika – Program Sarjana

Fakultas Teknologi Industri

Universitas Islam Indonesia



(Ir. Dhomas Hatta Fudholi, S.T., M.Eng., Ph.D., IPM., Asean Eng.)

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Rafli Assiddiqie Raihan

NIM : 20523222

Tugas akhir dengan judul:

ANALISIS KESESUAIAN PENGUKURAN KALORI *SMARTWATCH* DENGAN PERHITUNGAN MET PADA AKTIVITAS OLAHRAGA

Menyatakan bahwa seluruh komponen dan isi dalam tugas akhir ini adalah hasil karya saya sendiri. Apabila di kemudian hari terbukti ada beberapa bagian dari karya ini adalah bukan hasil karya sendiri, tugas akhir yang diajukan sebagai hasil karya sendiri ini siap ditarik kembali dan siap menanggung risiko dan konsekuensi apapun.

Demikian surat pernyataan ini dibuat, semoga dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Yogyakarta, 10 Februari 2026



(Rafli Assiddiqie Raihan)

HALAMAN PERSEMBAHAN

Dengan rasa syukur yang tulus, tugas akhir ini saya persembahkan kepada:

1. Allah SWT, yang telah melimpahkan segala rahmat, kekuatan, dan petunjuk-Nya, sehingga saya dapat menyelesaikan tugas akhir ini dengan baik.
2. Kedua orang tua dan keluarga tercinta, atas doa yang tiada henti serta dukungan moral yang senantiasa diberikan dalam setiap langkah perjalanan hidup saya, yang menjadi sumber semangat dan motivasi utama.
3. Bapak Irving Vitra Paputungan, S.T., M.Sc., Ph.D. dan Mukhammad Andri Setiawan, S.T., M.Sc., Ph.D. selaku dosen pembimbing, atas arahan, bimbingan, serta masukan yang diberikan selama proses penyusunan tugas akhir ini, sehingga penelitian ini dapat terselesaikan dengan lebih baik.
4. Teman terdekat, yang selalu menemani, memberikan dukungan, dan menyemangati saya tanpa henti selama proses penyusunan tugas akhir ini.
5. Seluruh pihak partisipan yang telah membantu dan mendukung kelancaran proses pengambilan data dalam penelitian ini, sehingga tugas akhir ini dapat terlaksana dengan baik.

HALAMAN MOTO

“The way to get started is to quit talking and begin doing”

- Walt Disney

“Small deeds done are better than great deeds planned”

- Peter Marshall

KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Puji dan syukur kehadiran Allah SWT atas limpahan rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir yang berjudul “Analisis Kesesuaian Pengukuran Kalori *Smartwatch* dengan Perhitungan MET pada Aktivitas Olahraga” sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan Studi Informatika Program Sarjana pada Fakultas Teknologi Industri di Universitas Islam Indonesia.

Penelitian ini disusun sebagai upaya untuk menjawab rasa ingin tahu penulis terhadap efektivitas *smartwatch* dalam menghasilkan nilai-nilai fisiologis, khususnya estimasi kalori terbakar pada aktivitas olahraga. Melalui perbandingan dengan perhitungan manual berbasis *Metabolic Equivalent of Task* (MET), penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai tingkat kesesuaian estimasi energi yang dihasilkan oleh *smartwatch* dalam konteks aktivitas olahraga harian.

Dalam proses penyusunan tugas akhir ini, penulis menyadari bahwa penelitian tidak terlepas dari berbagai kendala non-ilmiah, seperti keterbatasan waktu dan pengaturan jadwal pengambilan data. Namun demikian, penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik berkat bantuan, dukungan, dan bimbingan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya.
2. Kedua orang tua atas doa dan dukungan yang tiada henti.
3. Dosen pembimbing atas bimbingan dan arahan selama penyusunan tugas akhir.
4. Teman-teman dan rekan seperjuangan atas dukungan dan semangat.
5. Para partisipan yang telah berkontribusi dalam pelaksanaan penelitian ini.

Penulis menyadari bahwa tugas akhir ini masih memiliki keterbatasan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan demi penyempurnaan di masa mendatang. Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat dan menjadi referensi bagi pengembangan ilmu pengetahuan, khususnya di bidang teknologi *wearable* dan pemantauan aktivitas fisik.

Yogyakarta, 19 Desember 2025



(Rafli Assiddiqie Raihan)

SARI

Perkembangan teknologi *wearable*, khususnya *smartwatch*, mendorong meningkatnya penggunaan perangkat ini untuk memantau aktivitas fisik melalui parameter seperti detak jantung, jarak, kecepatan, dan estimasi kalori. Namun, karena estimasi kalori dipengaruhi algoritma internal dan sensor perangkat, muncul pertanyaan mengenai konsistensi hasilnya jika dibandingkan dengan metode perhitungan yang lebih transparan, seperti *Metabolic Equivalent of Task* (MET).

Penelitian ini bertujuan membandingkan estimasi kalori dari *smartwatch* dengan perhitungan manual berbasis MET pada aktivitas berjalan, jogging, dan lari. Data diperoleh dari tiga partisipan yang melakukan 15 sesi latihan dengan durasi kurang lebih 30 menit per sesi. Analisis dilakukan secara deskriptif dan inferensial menggunakan uji t berpasangan karena kedua estimasi berasal dari subjek dan sesi yang sama.

Hasil menunjukkan bahwa sebagian besar aktivitas, tren estimasi kalori *smartwatch* cenderung mengikuti perhitungan MET, meskipun pada aktivitas berjalan ditemukan perbedaan yang signifikan dimana estimasi *smartwatch* cenderung lebih tinggi. Sebagai pelengkap, digunakan metode Naive Bayes untuk mengelompokkan tingkat kesesuaian per sesi ke dalam kategori sesuai, cukup sesuai, dan tidak sesuai. Secara umum, *smartwatch* dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu pemantauan aktivitas olahraga harian, dengan catatan estimasi energi dipahami sebagai indikator praktis, bukan ukuran absolut.

Kata kunci: *smartwatch*, *Metabolic Equivalent of Task*, estimasi kalori, aktivitas olahraga, uji t berpasangan, Naïve Bayes.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGESAHAN DOSEN PEMBIMBING.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN DOSEN PENGUJI.....	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
HALAMAN MOTO	vi
KATA PENGANTAR	vii
SARI	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah dan Petanyaan Penelitian	5
1.2.1 Rumusan Masalah	5
1.2.2 Pertanyaan Penelitian	5
1.3 Batasan Masalah.....	5
1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian.....	6
1.4.1 Tujuan Penelitian.....	6
1.4.2 Manfaat Penelitian.....	6
1.5 Metodologi Penelitian Secara Umum.....	7
BAB II KAJIAN PUSTAKA.....	9
2.1 Kajian Teori dan Konsep Terkait	9
2.1.1 <i>Smartwatch</i> dan Teknologi <i>Wearable</i> dalam Pengukuran Aktivitas Fisik 9	
2.1.2 Konsep Pembakaran Kalori dan Rumus MET (<i>Metabolic Equivalent of Task</i>)	11
2.1.3 Perbandingan Pengukuran Kalori: Manual dan <i>Smartwatch</i>	12
2.1.4 Uji Statistik t Berpasangan (<i>Paired t-test</i>)	14
2.1.5 Pendekatan Komputasional dalam Analisis Data <i>Wearable</i>	16
2.2 Tabel Kategorisasi Kajian Pustaka.....	17
2.3 Analisis Kajian Pustaka.....	20
2.4 Keterbatasan dan Kesenjangan Penelitian.....	21

2.4.1	Keterbatasan Penelitian	21
2.4.2	Kesenjangan Penelitian	22
2.5	Rumusan Poin Kontribusi Penelitian.....	23
2.6	Kerangka Pemikiran dan Arah Metodologi Penelitian.....	24
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		26
3.1	Pengumpulan Data	27
3.2	Data <i>Pre-processing</i>	28
3.2.1	Visualisasi Setiap Langkah	29
3.3	Perhitungan Kalori Manual Berbasis MET	33
3.4	Estimasi Kalori dari <i>Smartwatch</i>	35
3.5	Analisis Deskriptif.....	37
3.6	Analisis Inferensia (Uji t Berpasangan).....	39
3.6.1	Uji Asumsi Normalitas	39
3.6.2	Uji t Berpasangan (<i>Paired t-test</i>)	40
3.7	Analisis Klasifikasi Tingkat Kesesuaian	42
3.7.1	Pembentukan Label Tingkat Kesesuaian.....	42
3.7.2	Variabel Input dan Output.....	43
3.7.3	Model Klasifikasi	43
3.7.4	Pembagian Data dan Prosedur Evaluasi	44
3.7.5	Simulasi Penerapan pada Data Aktivitas Baru	45
3.8	Interpretasi	45
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		47
4.1	Deskripsi Data Penelitian	47
4.2	Analisis Deskriptif.....	47
4.2.1	Statistik Deskriptif.....	48
4.2.2	Visualisasi Perbandingan Kalori	49
4.2.3	Interpretasi Deskriptif.....	52
4.3	Analisis Individu A	53
4.3.1	Uji Normalitas	53
4.3.2	Uji t Berpasangan	53
4.4	Analisis Individu B.....	54
4.4.1	Uji Normalitas	54
4.4.2	Uji t Berpasangan	54
4.5	Analisis Individu C.....	55

4.5.1	Uji Normalitas	55
4.5.2	Uji t Berpasangan	55
4.6	Analisis Data Pembandingan	56
4.6.1	Uji Normalitas	56
4.6.2	Uji t Berpasangan	57
4.7	Analisis Perbandingan Antar Aktivitas	58
4.8	Pembahasan	59
4.9	Analisis Tambahan Klasifikasi Tingkat Kesesuaian (Naive Bayes)	60
4.9.1	Perhitungan <i>Error</i> dan Pembentukan Label Kesesuaian	60
4.9.2	Variabel Masukan dan Target Model	60
4.9.3	Encoding dan Pembagian Data Latih Uji	60
4.9.4	Hasil Evaluasi Model	61
4.9.5	Simulasi Penerapan Data Baru	62
4.9.6	Kaitan Hasil Klasifikasi dengan Pembahasan	62
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		63
5.1	Kesimpulan	63
5.2	Saran	64
DAFTAR PUSTAKA		66
LAMPIRAN		72

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Kategorisasi Kajian Pustaka.....	17
Tabel 3.1 Ringkasan tabel nilai MET.....	34
Tabel 4.1 Statistik perbandingan	48
Tabel 4.2 Uji normalitas individu A	53
Tabel 4.3 Uji t berpasangan individu A	54
Tabel 4.4 Uji normalitas individu B.....	54
Tabel 4.5 Uji t berpasangan individu B	55
Tabel 4.6 Uji normalitas individu C.....	55
Tabel 4.7 Uji t berpasangan individu C	56
Tabel 4.8 Uji normalitas individu data pembanding	57
Tabel 4.9 Uji t berpasangan data pembanding	57
Tabel 4.10 Perbandingan antar aktivitas	58
Tabel 4. 11 Confusion matrix hasil pengujian	61
Tabel 4. 12 Laporan klasifikasi	61

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Grafik pasar <i>wearable</i> di dunia	2
Gambar 3.1 Diagram alur penelitian.	27
Gambar 3.2 Diagram alur pengambilan data.	29
Gambar 3.3 Data awal pada aplikasi Mi Fitness.	30
Gambar 3.4 Data pada aplikasi Strava	31
Gambar 3.5 Data mentah pada Excel.	31
Gambar 3.6 Data bersih pada Excel.	32
Gambar 3.7 Data standarisasi pada Excel.	32
Gambar 3.8 Data gabungan pada Excel.	33
Gambar 4.1 Grafik kalori lari.....	49
Gambar 4.2 Grafik kalori berjalan	50
Gambar 4.3 Grafik kalori jogging.....	51
Gambar 4.4 Grafik kalori data pembandingan.....	52

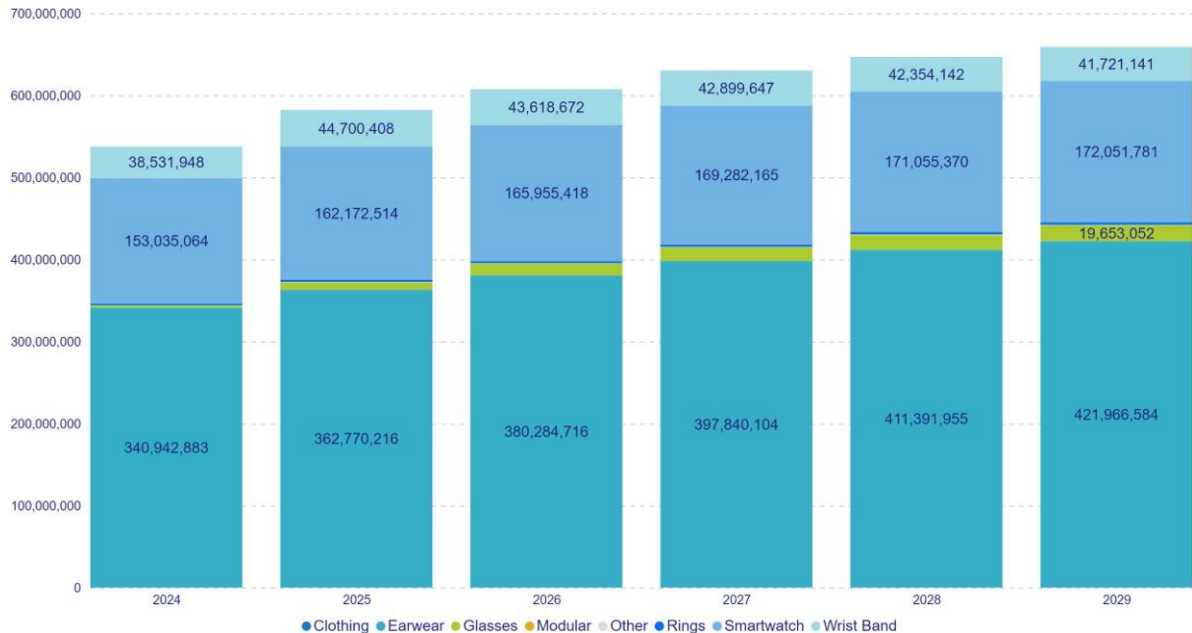
BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pada beberapa tahun terakhir, olahraga khususnya lari semakin menjadi pilihan utama berbagai kalangan masyarakat Indonesia sebagai bagian dari gaya hidup aktif, terutama setelah meningkatnya kesadaran masyarakat akan pentingnya menjaga kesehatan pasca pandemi COVID-19. Aktivitas lari kini tidak hanya dilakukan sebagai hobi atau sarana rekreasi, tetapi juga sebagai bagian dari upaya menjaga kebugaran fisik, kesehatan mental, serta peningkatan kualitas hidup secara keseluruhan. Sejalan dengan tren tersebut, perangkat *wearable* seperti *smartwatch* berkembang pesat dan semakin banyak digunakan untuk memantau aktivitas fisik secara *real-time* melalui beragam sensor yang mampu mengukur detak jantung, jarak tempuh, kecepatan, hingga estimasi kalori terbakar. Dengan fitur-fitur ini, masyarakat dapat memantau performa mereka secara mandiri, membangun konsistensi latihan, serta menentukan target olahraga yang lebih terukur dan realistis. Berdasarkan data dari Garmin Indonesia (2024), jumlah pengguna yang memanfaatkan fitur pemantauan aktivitas lari melalui *smartwatch* meningkat hingga 65% dibanding tahun sebelumnya, yang menunjukkan bahwa perangkat *wearable* berperan penting dalam membentuk kebiasaan berolahraga masyarakat. Hasil serupa juga ditunjukkan oleh penelitian Kim & Seong (2025), yang menegaskan bahwa *smartwatch* semakin banyak dimanfaatkan dalam pemantauan aktivitas fisik karena kemampuannya mengukur sinyal fisiologis secara *real-time*, seperti detak jantung, variabilitas detak jantung, dan intensitas aktivitas. Integrasi sensor tersebut memungkinkan pengguna memperoleh umpan balik langsung mengenai tingkat usaha dan estimasi pengeluaran energi, sehingga perangkat ini semakin relevan sebagai alat pendukung dalam menjaga konsistensi latihan dan evaluasi perkembangan performa. Media sosial turut memperkuat tren ini, karena semakin banyak pengguna membagikan data latihan mereka sebagai bentuk dokumentasi dan motivasi visual bagi orang lain.

Perkembangan ini diperkuat oleh laporan International Data Corporation (IDC) kuartal kedua tahun 2025, yang mencatat pertumbuhan pengiriman perangkat *wearable* global mencapai 136,5 juta unit, meningkat 9,6% dari tahun sebelumnya, dengan *smartwatch* menyumbang sekitar 38,3 juta unit sebagai salah satu segmen terbesar dalam ekosistem perangkat *wearable* dunia. Data ini menunjukkan bahwa adopsi perangkat *wearable* sebagai

alat pemantauan olahraga tidak hanya meningkat, tetapi juga menjadi bagian dari transformasi gaya hidup digital masyarakat modern.



Gambar 1.1 Grafik pasar *wearable* di dunia

Sumber: IDC *Wearable Device Market Insights* (2025)

Selain itu, kehadiran aplikasi pendukung seperti Strava juga berperan penting dalam membentuk budaya olahraga digital berbasis komunitas. Berdasarkan laporan resmi *Strava Year in Sport 2024*, pengguna di seluruh dunia menunjukkan peningkatan konsistensi dalam berolahraga, dengan lebih banyak aktivitas kelompok dan target yang tercapai dibanding tahun sebelumnya. Melalui aplikasi ini, pengguna tidak hanya dapat merekam dan menganalisis performa olahraga mereka, tetapi juga berinteraksi serta berbagi pencapaian dengan komunitas global, sehingga meningkatkan motivasi dan rasa keterhubungan dalam berolahraga.

Namun, berbagai *smartwatch* yang beredar di pasaran hadir dalam beragam bentuk, fitur, serta kemampuan sensor yang berbeda-beda. Setiap perangkat dirancang dengan pendekatan teknologi tertentu sehingga menghasilkan kualitas pemantauan aktivitas yang tidak selalu seragam, terutama dalam pengukuran variabel fisiologis seperti estimasi kalori terbakar. Walaupun banyak pengguna memanfaatkan *smartwatch* sebagai alat pemantau aktivitas harian, perbedaan algoritma dan karakteristik sensor pada setiap perangkat seringkali menimbulkan variasi estimasi, hal ini menjadikan pentingnya memahami bagaimana konsistensi atau

kesesuaian hasil estimasi energi yang diberikan oleh *smartwatch* ketika dibandingkan dengan metode perhitungan fisiologis yang lebih transparan, seperti rumus MET, sehingga perangkat dapat digunakan secara tepat dalam konteks pemantauan aktivitas fisik.

Melihat semakin besarnya peran *smartwatch* dalam aktivitas olahraga modern, penting bagi pengguna tidak hanya mengandalkan data yang dihasilkan, tetapi juga memahami sejauh mana estimasi tersebut konsisten ketika digunakan untuk memonitor latihan. Salah satu parameter yang paling sering diperhatikan adalah estimasi kalori terbakar, yang berperan dalam menilai intensitas latihan, membandingkan performa antar sesi, serta merencanakan strategi latihan jangka panjang. Ketidakselarasan estimasi energi dapat menyebabkan interpretasi yang keliru mengenai beban latihan, seperti menganggap intensitas lebih ringan atau lebih berat dari kondisi sebenarnya, sehingga dapat mempengaruhi efektivitas latihan maupun meningkatkan resiko cedera. Hal ini sejalan dengan temuan Feehan et al. (2018), yang menunjukkan bahwa berbagai perangkat *wearable* termasuk Fitbit, masih sering menghasilkan estimasi pengeluaran energi yang bervariasi dan tidak stabil di berbagai kondisi aktivitas, sehingga pengguna perlu berhati-hati dalam menafsirkan pengukuran energi dari perangkat tersebut.

Disisi lain, metode manual berbasis rumus MET (*Metabolic Equivalent of Task*) telah lama menjadi standar dalam penelitian fisiologi olahraga untuk menghitung pengeluaran energi aktivitas. MET mendefinisikan hubungan antara intensitas aktivitas, konsumsi oksigen, dan pengeluaran energi, sehingga memberikan estimasi energi yang stabil dan transparan. Rumus perhitungan manual berbasis MET mempertimbangkan berat badan, durasi aktivitas, dan intensitas yang direpresentasikan melalui nilai MET, yang diperoleh dari tabel standar aktivitas berdasarkan jenis aktivitas (Ainsworth et al., 2011). Dengan demikian, rumus manual ini dapat dijadikan sebagai tolak ukur pembanding bagi hasil estimasi kalori dari *smartwatch*.

Beberapa penelitian menunjukkan adanya variasi estimasi pada perangkat *wearable*. Fuller et al. (2020) menemukan bahwa meskipun *smartwatch* dapat memberikan estimasi praktis secara *real-time*, deviasi dari nilai referensi fisiologis cukup bervariasi antar perangkat. Chevance et al. (2022) melaporkan bahwa meskipun perangkat *wearable* cenderung konsisten dalam mengukur detak jantung dan jumlah langkah, estimasi energi menunjukkan variasi yang lebih besar dan seringkali berada diluar batas kesesuaian terhadap metode fisiologis. Sementara itu, O'Driscoll et al. (2020) melalui tinjauan sistematis dan meta-analisisnya menunjukkan bahwa estimasi energi dari berbagai perangkat *wearable* memiliki tingkat heterogenitas yang tinggi antar model dan jenis aktivitas, sehingga diperlukan proses validasi yang lebih ketat untuk memastikan konsistensi hasil estimasi energi yang dihasilkan perangkat tersebut.

Meskipun berbagai penelitian telah membahas penggunaan *smartwatch* dalam aktivitas olahraga, sebagian besar masih berfokus pada aspek prediktif atau pengembangan model kecerdasan buatan (Spathis et al., 2022), bukan pada analisis kesesuaian antara hasil estimasi *smartwatch* dan metode manual berbasis MET. Hingga saat ini, penelitian yang secara langsung membandingkan hasil estimasi energi *smartwatch* dengan perhitungan manual berbasis MET masih sangat terbatas, terutama dalam konteks aktivitas lari harian.

Dengan meningkatnya ketergantungan pengguna terhadap estimasi kalori dari *smartwatch* dalam memantau aktivitas olahraga harian, muncul kebutuhan untuk mengevaluasi sejauh mana hasil estimasi tersebut selaras dengan metode fisiologis yang lebih transparan dan terstandarisasi. Tanpa pemahaman mengenai tingkat kesesuaian ini, data estimasi energi berpotensi menimbulkan interpretasi yang keliru dalam perencanaan dan evaluasi latihan. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk membandingkan hasil estimasi kalori dari *smartwatch* dengan perhitungan manual berbasis MET pada sesi olahraga yang sama, dengan tujuan untuk menilai apakah pola keduanya cenderung berdekatan dan apakah perbedaannya cukup konsisten secara statistik. Jika perbedaan yang diperoleh tidak menunjukkan signifikansi, hasil tersebut dapat dipahami sebagai indikasi bahwa *smartwatch* relatif mendekati perhitungan MET pada konteks pengukuran yang dilakukan. Sebaliknya, apabila perbedaan yang muncul cukup jelas, maka hasil estimasi dari *smartwatch* perlu ditafsirkan dengan lebih hati-hati, karena kedua metode bekerja dengan asumsi dan pendekatan yang berbeda sehingga selisih dapat muncul pada kondisi aktivitas tertentu. Selain uji statistik, penelitian ini juga memanfaatkan pendekatan analisis data berbasis klasifikasi sebagai metode pendukung untuk mengeksplorasi pola kesesuaian estimasi kalori. Algoritma Naïve Bayes digunakan untuk mengelompokkan tingkat kesesuaian estimasi berdasarkan karakteristik aktivitas, sehingga hasil analisis tidak hanya berhenti pada ada atau tidaknya perbedaan, tetapi juga memberi gambaran sederhana mengenai sesi aktivitas yang cenderung masuk kategori sesuai, cukup sesuai, atau tidak sesuai. Pendekatan ini tidak dimaksudkan untuk menggantikan analisis utama, melainkan membantu membaca pola dari sudut pandang yang berbeda, terutama ketika data antar sesi menunjukkan variasi yang tidak selalu mudah dijelaskan hanya dengan nilai rata-rata. Dalam penelitian ini, kesesuaian (*agreement*) dipahami sebagai kedekatan hasil estimasi kalori *smartwatch* terhadap perhitungan manual berbasis MET, yang dianalisis melalui pendekatan statistik dan eksplorasi data.

1.2 Rumusan Masalah dan Petanyaan Penelitian

1.2.1 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini berangkat dari fenomena meningkatnya penggunaan *smartwatch* sebagai alat pemantauan aktivitas fisik sekaligus alat bantu olahraga harian, khususnya dalam aktivitas berjalan, jogging, dan berlari, dimana perangkat ini menyediakan estimasi energi yang terbakar berdasarkan algoritma internal dan sensor fisiologis. *Smartwatch* banyak digunakan karena kemampuannya memberikan umpan balik secara *real-time* terkait intensitas latihan, sehingga membantu pengguna memonitor performa dan menjaga konsistensi latihan. Namun, berbagai penelitian menunjukkan bahwa hasil estimasi energi dari *smartwatch* dapat bervariasi antar perangkat dan belum tentu selaras dengan metode fisiologis referensial seperti perhitungan manual berbasis *Metabolic Equivalent of Task* (MET). Kondisi ini menimbulkan kebutuhan untuk mengevaluasi sejauh mana hasil estimasi kalori dari *smartwatch* memiliki tingkat kesesuaian dengan perhitungan manual berbasis MET pada aktivitas olahraga harian.

1.2.2 Pertanyaan Penelitian

- Bagaimana pola estimasi kalori terbakar harian selama aktivitas olahraga harian yang dicatat oleh *smartwatch* sebagai alat bantu pemantauan aktivitas?
- Apakah terdapat perbedaan signifikan antara hasil estimasi kalori dari *smartwatch* dan hasil perhitungan manual berbasis MET pada aktivitas olahraga harian?
- Sejauh mana tingkat kesesuaian (*agreement*) antara hasil estimasi kalori dari *smartwatch* dengan perhitungan manual berbasis MET sebagai metode fisiologis referensial?
- Bagaimana konsistensi hasil estimasi kalori dari *smartwatch* ketika dibandingkan dengan perhitungan manual berbasis MET dalam konteks penggunaannya sebagai alat bantu olahraga harian?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini Adalah sebagai berikut:

- Penelitian ini hanya menganalisis estimasi pengeluaran kalori yang dihasilkan selama aktivitas berjalan, jogging, dan lari, tanpa membahas aktivitas fisik jenis lainnya.
- Analisis difokuskan pada perbandingan nilai estimasi kalori yang diperoleh dari dua pendekatan perhitungan energi, yaitu hasil estimasi otomatis dan hasil perhitungan

manual berbasis MET, tanpa mengevaluasi aspek teknis algoritma atau mekanisme internal perhitungan kalori.

- c. Variabel yang dianalisis dalam penelitian ini terbatas pada estimasi kalori terbakar, sedangkan variabel fisiologis lain seperti konsumsi oksigen aktual, kadar laktat, atau indikator metabolik lainnya tidak menjadi bagian dari analisis.
- d. Penelitian ini tidak membahas tingkat akurasi absolut terhadap standar emas fisiologis, melainkan difokuskan pada analisis perbedaan dan tingkat kesesuaian antara dua metode estimasi kalori dalam konteks olahraga harian.

Dengan batasan tersebut, penelitian ini difokuskan pada analisis perbedaan dan tingkat kesesuaian estimasi kalori antara dua pendekatan perhitungan kalori pada aktivitas berjalan, jogging, dan lari tanpa memperluas pembahasan pada aspek metodologis pengambilan data maupun validasi terhadap alat referensi laboratorium.

1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian

1.4.1 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan hasil perhitungan kalori terbakar secara manual menggunakan rumus MET dengan estimasi kalori yang dihasilkan oleh *smartwatch* pada aktivitas olahraga berjalan, jogging, dan lari yang dilakukan dalam kondisi latihan harian. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan signifikan antara kedua metode estimasi tersebut serta menganalisis tingkat kesesuaian antara kedua metode pengukuran. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai konsistensi estimasi kalori yang dihasilkan *smartwatch* ketika digunakan sebagai alat bantu dalam pemantauan aktivitas fisik. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang jelas mengenai bagaimana hasil estimasi kalori dari *smartwatch* selaras dengan metode perhitungan fisiologis berbasis MET, serta memberikan kontribusi ilmiah dalam pengembangan kajian terkait pemanfaatan perangkat *wearable* untuk pemantauan aktivitas olahraga harian.

1.4.2 Manfaat Penelitian

Adapun beberapa manfaat yang didapat dalam penelitian ini, diantaranya:

- e. Memberikan kontribusi ilmiah berupa literatur empiris yang membahas perbandingan antara estimasi kalori berbasis metode fisiologis (MET) dan estimasi yang dihasilkan oleh *smartwatch* pada aktivitas berjalan, jogging, dan lari.

- f. Memberikan informasi bagi pengguna mengenai sejauh mana hasil estimasi kalori dari *smartwatch* selaras dengan perhitungan manual berbasis MET, sehingga pengguna dapat memahami karakteristik data yang dihasilkan perangkat ketika digunakan sebagai alat bantu dalam memantau aktivitas fisik.
- g. Menjadi referensi bagi masyarakat dalam memanfaatkan perangkat *wearable* secara lebih tepat dan informatif untuk mendukung aktivitas olahraga harian, khususnya dalam memahami pola estimasi energi yang dicatat perangkat.
- h. Mendukung upaya peningkatan kesadaran masyarakat terhadap pentingnya pemantauan aktivitas fisik melalui teknologi yang mudah digunakan, sehingga dapat mendorong gaya hidup yang lebih sehat dan aktif.
- i. Memberikan contoh pemanfaatan analisis data berbasis komputasi sebagai pendukung dalam mengevaluasi tingkat kesesuaian estimasi energi dari perangkat *wearable*.

1.5 Metodologi Penelitian Secara Umum

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan perbandingan untuk menilai sejauh mana hasil estimasi kalori yang dihasilkan oleh *smartwatch* memiliki kesesuaian dengan perhitungan manual berbasis fisiologi olahraga menggunakan rumus *Metabolic Equivalent of Task* (MET). Data diperoleh dari aktivitas berjalan, jogging, dan berlari yang dilakukan oleh tiga partisipan dalam 15 sesi latihan, dengan durasi rata-rata 30 menit per sesi. Setiap sesi menghasilkan dua nilai estimasi energi, yaitu estimasi kalori yang dicatat oleh *smartwatch* dan perhitungan manual berbasis MET yang mempertimbangkan variabel berat badan, durasi aktivitas, serta nilai MET sesuai intensitas masing-masing aktivitas.

Tahapan analisis simulasi dengan eksplorasi data secara deskriptif untuk menggambarkan distribusi estimasi kalori dari kedua metode pada setiap partisipan maupun secara keseluruhan. Selanjutnya, dilakukan uji asumsi statistik untuk memastikan kelayakan penggunaan analisis inferensial. Analisis utama menggunakan uji t berpasangan (*paired t-test*), yang dipilih karena setiap partisipan menghasilkan dua nilai estimasi pada kondisi aktivitas yang sama, sehingga memungkinkan perbandingan langsung terhadap perbedaan rata-rata antar metode. Uji ini sesuai secara ilmiah dengan tujuan penelitian, yaitu menilai apakah terdapat perbedaan signifikan antara dua metode estimasi yang saling berpasangan.

Evaluasi hasil dilakukan melalui peninjauan nilai perbedaan rata-rata dan signifikansi uji t berpasangan untuk melihat arah serta konsistensi perbedaan antar metode pada setiap aktivitas. Melalui pendekatan ini, penelitian tidak hanya menggambarkan perbedaan estimasi antara metode manual dan *smartwatch*, tetapi juga memberikan pemahaman mengenai tingkat kesesuaian keduanya ketika digunakan untuk memantau estimasi energi pada aktivitas fisik dalam konteks latihan harian. Sebagai analisis tambahan, penelitian ini juga melakukan eksplorasi pola tingkat kesesuaian menggunakan pendekatan klasifikasi berbasis komputasi untuk melihat kecenderungan kategori kesesuaian pada data aktivitas serta penerapannya pada data baru.

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

Bab ini membahas landasan konseptual dan teoritis yang menjadi dasar dalam penelitian ini. Pembahasan akan difokuskan pada beberapa aspek utama yang berkaitan dengan estimasi energi selama aktivitas fisik, meliputi konsep dasar pembakaran kalori, definisi dan prinsip perhitungan kalori menggunakan *Metabolic Equivalent of Task* (MET), serta peran *smartwatch* sebagai perangkat *wearable* yang memberikan hasil estimasi energi berdasarkan sensor dan algoritma internal. Selain itu, bab ini juga menguraikan teori-teori yang melandasi perbandingan hasil estimasi kalori antara metode manual berbasis fisiologi olahraga dan hasil estimasi yang diperoleh dari *smartwatch*. Urutan pembahasan disusun dari konsep perangkat dan sumber data, lalu berlanjut ke pendekatan perhitungan energi yang digunakan sebagai pembanding, sebelum akhirnya masuk ke cara membandingkan keduanya dan bagaimana hasilnya dapat diinterpretasikan.

Selanjutnya, bab ini menyajikan penelitian terdahulu yang relevan dengan penggunaan *smartwatch* dan metode perhitungan kalori berbasis MET dalam konteks olahraga harian. Kajian tersebut bertujuan untuk menunjukkan posisi penelitian ini diantara studi-studi sebelumnya, sekaligus mengidentifikasi kesenjangan penelitian (*research gap*) yang mendasari perlunya dilakukan analisis perbandingan dan tingkat kesesuaian antara kedua metode estimasi energi tersebut.

2.1 Kajian Teori dan Konsep Terkait

2.1.1 *Smartwatch* dan Teknologi *Wearable* dalam Pengukuran Aktivitas Fisik

Perkembangan teknologi *wearable*, khususnya *Smartwatch*, dalam beberapa tahun terakhir mengalami pertumbuhan yang sangat pesat dan mulai menjadi bagian dari gaya hidup masyarakat modern. *Smartwatch* tidak lagi berfungsi hanya sekedar sebagai perangkat digital, tetapi telah berkembang menjadi alat pemantau kesehatan dan kebugaran yang mampu merekam berbagai indikator fisiologis tubuh penggunanya. Sebagian besar *smartwatch* dilengkapi dengan sensor terintegrasi, seperti *photoplethysmography* (PPG) untuk mendeteksi detak jantung, akselerometer untuk mengukur percepatan dan pola gerakan, serta GPS untuk menghitung jarak dan kecepatan selama melakukan aktivitas fisik. Kombinasi berbagai sensor tersebut memungkinkan *smartwatch* menghasilkan estimasi energi yang dikeluarkan selama aktivitas fisik (Fuller et al., 2020; Mendt et al., 2025).

Smartwatch menjadi populer karena kemampuannya menyediakan data aktivitas secara *real-time* dan mudah diakses. Menurut Le et al. (2022), perangkat *wearable* memberikan kemudahan bagi pengguna untuk memantau aktivitas fisik tanpa memerlukan alat laboratorium, sehingga membantu memahami pola latihan, intensitas, serta perkembangan performa harian. Namun, kualitas data yang dihasilkan oleh *smartwatch* sangat dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti jenis sensor yang digunakan, algoritma pemrosesan data, kondisi lingkungan saat aktivitas berlangsung, serta karakteristik fisiologis individu seperti berat badan maupun tingkat kebugaran. (Fuller et al., 2020) menegaskan bahwa meskipun *wearable* umumnya cukup konsisten dalam mengukur detak jantung dan jumlah langkah, estimasi energi merupakan metrik yang paling bervariasi dan sering menunjukkan deviasi yang cukup besar dibandingkan metode referensial.

Dalam konteks aktivitas berjalan dan berlari, *smartwatch* banyak digunakan untuk mencatat detak jantung, durasi kecepatan, jarak tempuh, dan estimasi kalori terbakar. Setiap perangkat mengolah data tersebut menggunakan algoritma internal yang berbeda-beda, sehingga hasil estimasi kalori antar merek maupun antar model seringkali tidak seragam. Studi Le et al. (2022) menunjukkan bahwa tiga *smartwatch* yang diuji, Apple Watch 6, Garmin Fenix 6, dan Huawei GT 2e menghasilkan estimasi energi yang bervariasi ketika digunakan pada aktivitas jalan dan lari *outdoor*, dengan pola *overestimation* dan tingkat validitas yang berbeda pada masing-masing perangkat. Variasi ini menegaskan bahwa metode estimasi energi pada *smartwatch* sangat dipengaruhi oleh algoritma yang digunakan produsen. Karena algoritma internal pada perangkat komersial umumnya tidak dipublikasikan secara rinci, penelitian ini tidak mencoba membedah proses perhitungan di dalam perangkat. Fokusnya lebih sederhana, yakni untuk melihat seberapa dekat output estimasi yang diberikan perangkat ketika dibandingkan dengan perhitungan manual berbasis MET pada sesi aktivitas yang sama.

Penelitian yang dilakukan oleh Mendt et al. (2025) memberikan tambahan bahwa sebagian besar *smartwatch* cenderung menghasilkan estimasi kalori yang lebih rendah atau lebih tinggi daripada hasil pengukuran laboratorium menggunakan *indirect calorimetry*. Pengukuran laboratorium dilakukan dengan menilai konsumsi oksigen dan produksi karbon dioksida secara langsung, sehingga memiliki tingkat presisi yang lebih tinggi dibandingkan dengan perhitungan berbasis sensor pada *smartwatch*. Dalam penelitian tersebut, estimator energi pada *smartwatch* menunjukkan tingkat kesesuaian yang rendah dengan metode referensi, ditunjukkan oleh nilai korelasi yang kecil dan perbedaan yang cukup besar pada kondisi intensitas tertentu. Temuan ini sejalan dengan ulasan Fuller et al. (2020), yang

menyimpulkan bahwa estimasi energi merupakan salah satu metrik yang paling menantang bagi perangkat *wearable* karena kompleksitas variabel fisiologis yang terlibat dalam pengeluaran energi.

Dengan demikian, *smartwatch* dalam penelitian ini tidak hanya diposisikan sebagai alat pencatat aktivitas fisik, tetapi juga sebagai objek yang perlu dianalisis tingkat kesesuaiannya terhadap metode perhitungan manual berbasis MET. Fokus penelitian tidak diarahkan untuk menilai keandalan atau efektivitas perangkat, tetapi untuk memahami bagaimana estimasi energi yang dihasilkan *smartwatch* dibandingkan dengan pendekatan fisiologis berbasis MET pada aktivitas berjalan, jogging, dan lari.

2.1.2 Konsep Pembakaran Kalori dan Rumus MET (*Metabolic Equivalent of Task*)

Pembakaran kalori merupakan proses fisiologis yang terjadi ketika tubuh meningkatkan pemenuhan kebutuhan energi selama aktivitas fisik. Peningkatan kebutuhan energi ini terutama dipicu oleh meningkatnya konsumsi oksigen (VO_2) ketika intensitas aktivitas bertambah, sebagaimana ditunjukkan dalam berbagai penelitian yang membandingkan respon metabolik antara berjalan, jogging, dan berlari. Pada aktivitas seperti berjalan cepat, jogging, dan lari, tubuh memerlukan kerja otot yang berulang, sehingga memicu kenaikan konsumsi oksigen dan energi secara progresif seiring meningkatnya kecepatan atau beban latihan. Studi Makino et al. (2022) menunjukkan bahwa energi yang digunakan meningkat secara non-linier saat kecepatan berjalan mendekati batas kemampuan, sedangkan penelitian Crossley et al. (2018) menegaskan bahwa perubahan pola gerakan seperti kecepatan berjalan atau perubahan arah menyebabkan peningkatan kebutuhan energi karena tingginya kerja otot dan penggunaan oksigen. Hal ini sejalan dengan temuan Korivi et al. (2025) bahwa aktivitas aerobik mengharuskan tubuh meningkatkan konsumsi oksigen untuk memenuhi tuntutan metabolisme otot selama bergerak.

Untuk menstandarkan pengukuran intensitas aktivitas fisik, para peneliti menggunakan konsep MET. *Compendium of Physical Activities* edisi 2011 mendefinisikan satu MET sebagai konsumsi oksigen sebesar 3,5 mL O_2 /kg/menit, yang mewakili tingkat metabolisme basal seseorang ketika sedang istirahat. Konsep ini memungkinkan perbandingan tingkat intensitas antar aktivitas secara objektif dan telah digunakan secara luas dalam penelitian kebugaran, kesehatan masyarakat, hingga pengembangan perangkat *wearable*. Dalam praktik penelitian, perhitungan kalori manual umumnya dilakukan menggunakan rumus berikut:

$$\text{Kalori (kkal)} = \text{MET} \cdot \text{Berat Badan (kg)} \cdot \text{Durasi (jam)} \quad (2.1)$$

Rumus ini digunakan untuk memperkirakan jumlah energi yang dikeluarkan berdasarkan berat badan seseorang, lamanya aktivitas dilakukan, dan tingkat intensitas yang direpresentasikan oleh nilai MET yang merepresentasikan rasio intensitas aktivitas terhadap kondisi istirahat. Nilai MET untuk berbagai aktivitas telah diklasifikasikan dalam *Compendium of Physical Activities*.

Dalam penelitian ini, MET dipakai sebagai pembanding karena konsepnya transparan dan banyak digunakan dalam literatur. Namun, pendekatan ini tetap membawa asumsi tertentu, seperti intensitas aktivitas yang dianggap mewakili satu nilai MET pada rentang waktu tertentu. Liu et al. (2025) menemukan bahwa empat *smartwatch* dengan harga rendah menunjukkan tingkat akurasi estimasi energi yang bervariasi dan sebagian tidak valid jika dibandingkan dengan *indirect calorimetry*. Hal ini menunjukkan bahwa perhitungan manual berbasis MET dapat menawarkan kestabilan estimasi energi yang lebih baik dibandingkan algoritma bawaan *smartwatch* tertentu. Penelitian oleh Martín-Martín et al. (2022) juga mendukung penggunaan pendekatan berbasis MET. Studi tersebut menjelaskan bahwa MET merupakan adaptasi langsung dari “*mass-specific energy cost*”. Penelitian ini menunjukkan bahwa model estimasi energi yang dikalibrasi menggunakan nilai MET dari *Compendium* mampu mencapai tingkat kesesuaian yang tinggi dengan *indirect calorimetry*. Hasil studi menunjukkan bahwa pendekatan berbasis MET dapat menghasilkan estimasi energi yang akurat ketika diterapkan dengan metode dan sensor yang sesuai.

Berdasarkan landasan tersebut, penelitian ini menggunakan rumus MET dari *Compendium* 2011 sebagai metode pembanding untuk menilai seberapa besar kesesuaian estimasi energi dari *smartwatch* terhadap perhitungan manual berbasis fisiologis. Dengan demikian, analisis dapat menggambarkan sejauh mana estimasi energi *smartwatch* selaras dengan metode referensial yang telah distandarisasi.

2.1.3 Perbandingan Pengukuran Kalori: Manual dan *Smartwatch*

Perhitungan kalori terbakar dalam aktivitas fisik pada dasarnya bisa dilakukan melalui dua pendekatan yang berbeda, yaitu perhitungan manual berbasis rumus fisiologis (MET) dan estimasi otomatis menggunakan *smartwatch*. Pendekatan manual mengacu pada *Compendium of Physical Activities* yang menyediakan daftar nilai MET untuk berbagai aktivitas berdasarkan

intensitas dan kebutuhan energi oksigen. Nilai ini kemudian dikalikan dengan berat badan serta durasi aktivitas untuk memperoleh estimasi total energi yang dikeluarkan (Ainsworth et al., 2011).

$$\text{Kalori (kcal)} = \text{MET} \cdot \text{Berat Badan (kg)} \cdot \text{Durasi (jam)} \quad (2.2)$$

Pendekatan ini telah lama menjadi standar dalam penelitian olahraga karena sederhana dan berbasis fisiologi oksigen. Namun, perhitungan manual mengasumsikan bahwa intensitas aktivitas tetap konstan, padahal dalam praktiknya, intensitas bisa berubah setiap menit tergantung kecepatan dan kondisi dari setiap individu. Sebaliknya, *smartwatch* menggunakan kombinasi sensor seperti PPG, akselerometer, giroskop, serta algoritma estimasi berbasis data gerakan dan detak jantung untuk menghitung energi yang dikeluarkan secara *real-time*. Pendekatan ini bersifat dinamis karena menangkap fluktuasi dari intensitas aktivitas.

Penelitian Navalta et al. (2024) menunjukkan bahwa meskipun tingkat akurasi *smartwatch* bervariasi antar perangkat, *wearable* modern mampu memberikan estimasi yang cukup baik untuk aktivitas sehari-hari dan latihan aerobik moderat. Pada aktivitas *pickleball*, misalnya, nilai *mean absolute percentage error* (MAPE) untuk estimasi energi berada di kisaran 18% hingga 28%, menunjukkan bahwa meskipun tidak setara dengan alat laboratorium, *smartwatch* tetap memberikan gambaran estimasi energi yang fungsional untuk penggunaan sehari-hari. Studi Liu et al. (2025) yang mengevaluasi empat *smartwatch* dengan harga terjangkau juga menunjukkan bahwa akurasi *smartwatch* sangat bergantung pada algoritma dan kualitas sensor. Dua perangkat (Honor Band 7 dan Huawei Band 8) menunjukkan *error* yang relatif rendah (MAPE 12,5% hingga 23%), sementara perangkat lainnya memiliki kesalahan estimasi yang lebih tinggi. Temuan ini menegaskan bahwa meskipun *smartwatch* dapat digunakan untuk pemantauan dasar, variasi akurasinya perlu diperhatikan.

Rieckmann et al. (2024) turut menilai validitas *smartwatch* dalam memperkirakan energi pada berbagai kelompok usia. Hasilnya menunjukkan adanya korelasi signifikan antara estimasi *smartwatch* dan pengukuran berbasis oksigen di laboratorium, meskipun tingkat akurasi berbeda-beda antar perangkat. Hal ini menunjukkan bahwa secara umum, perangkat *wearable* memiliki potensi yang cukup baik sebagai alat pemantauan energi di luar lingkungan laboratorium. Selain itu, penelitian oleh Rusterholz et al. (2023) juga melakukan perbandingan langsung antara hasil pengukuran kalori dari *smartwatch* (Apple Watch 7) dan sistem pengukuran laboratorium menggunakan alat PARVO. Dengan metode *paired t-test*, hasilnya

menunjukkan tidak ada perbedaan signifikan antara kedua metode tersebut ($P > 0.05$), menandakan bahwa *smartwatch* modern memiliki tingkat akurasi yang cukup tinggi dalam estimasi energi pada aktivitas aerobik tertentu.

Dengan demikian, meskipun perhitungan manual berbasis MET tetap menjadi pendekatan fisiologis yang baku dan transparan, *smartwatch* menawarkan metode estimasi energi yang bersifat dinamis karena mampu menyesuaikan perhitungan berdasarkan perubahan intensitas secara *real-time*. Namun, berbagai penelitian menunjukkan bahwa hasil estimasi antara *smartwatch* dan metode referensi bervariasi tergantung perangkat, sensor, dan algoritma yang digunakan. Oleh karena itu, dalam penelitian ini, kedua pendekatan antara *smartwatch* dengan MET akan dibandingkan untuk menilai sejauh mana keduanya menghasilkan estimasi yang selaras (*agreement*) pada aktivitas lari dan jogging harian. Fokus penelitian bukan untuk menentukan mana yang lebih akurat, melainkan untuk memahami pola perbedaan dan tingkat kesesuaiannya sehingga dapat memberikan gambaran objektif mengenai konsistensi estimasi energi antar metode pengukuran. Dalam penelitian ini, berat badan diperlukan sebagai variabel konstan karena nilai tersebut hanya dimasukkan satu kali pada awal penggunaan perangkat dan tidak diperbarui pada setiap sesi aktivitas.

2.1.4 Uji Statistik t Berpasangan (*Paired t-test*)

Dalam penelitian ini, analisis utama dilakukan dengan uji t berpasangan (*paired t-test*) untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan yang signifikan antara dua metode pengukuran kalori, yaitu hasil perhitungan manual menggunakan rumus MET dan hasil estimasi kalori yang dihasilkan oleh *smartwatch*. Metode ini sangat sesuai karena setiap individu memiliki dua nilai pengamatan dari sesi aktivitas yang sama, sehingga data bersifat berpasangan dan dapat dibandingkan secara langsung.

Secara sederhana uji t berpasangan digunakan ketika dua pengukuran berasal dari subjek yang sama namun menggunakan dua metode yang berbeda. Tujuannya adalah untuk melihat apakah selisih rata-rata antar metode yang berbeda secara signifikan dari nol. Rumus uji t berpasangan dituliskan sebagai berikut (Ayu Rahmani et al., 2025):

$$t = \frac{\bar{d}}{s_d/\sqrt{n}} \quad (2.3)$$

Dengan:

$\bar{d}$ adalah rata-rata selisih antar pasangan pengukuran,

s_d adalah simpangan baku dari selisih pengukuran,

n adalah jumlah pasangan data.

Hipotesis yang diuji:

H_0 : Tidak ada perbedaan signifikan antara nilai MET dan estimasi *smartwatch*

H_1 : Ada perbedaan signifikan antara kedua metode

Jika nilai $p\text{-value} < 0.05$, maka hipotesis nol ditolak, artinya terdapat perbedaan yang signifikan antara hasil perhitungan manual dan *smartwatch*. Sebaliknya jika $p\text{-value} \geq 0.05$, maka tidak terdapat bukti yang cukup untuk menyatakan adanya perbedaan rata-rata yang signifikan pada data yang diuji. Hasil ini dapat dibaca sebagai indikasi bahwa kedua metode menghasilkan nilai yang relatif berdekatan pada konteks pengukuran tersebut. Interpretasi ini relevan dengan tujuan penelitian yaitu menilai apakah estimasi energi dari *smartwatch* konsisten dengan perhitungan manual berbasis MET dalam aktivitas lari atau jogging harian.

Pendekatan ini telah banyak digunakan dalam penelitian validasi perangkat *wearable*, terutama ketika dua metode estimasi energi dibandingkan pada subjek dan kondisi aktivitas yang sama. Salah satu contoh penerapan metode ini adalah penelitian oleh Le et al. (2022) yang membandingkan estimasi energi dari tiga *smartwatch* dengan hasil pengukuran referensi menggunakan sistem *indirect calorimetry* COSMED K5 selama aktivitas berjalan dan berlari. Dalam penelitian tersebut, *paired t-test* digunakan untuk menilai apakah estimasi *smartwatch* memiliki selisih yang signifikan dibandingkan metode referensi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tingkat kesesuaian antar perangkat bervariasi. Apple Watch dan Garmin Fenix menunjukkan perbedaan yang signifikan ($p < 0,05$) pada aktivitas berjalan dan berlari, sedangkan Huawei GT 2e menghasilkan nilai yang tidak berbeda secara signifikan dari pengukuran referensi ($p > 0,05$) pada kedua aktivitas tersebut. Temuan ini menegaskan bahwa *paired t-test* merupakan alat analisis yang efektif untuk mengidentifikasi pola kesesuaian (*agreement*) antar metode, karena dapat menunjukkan perangkat mana yang menghasilkan estimasi yang selaras dengan metode fisiologis standar.

Dengan demikian, pemilihan uji t berpasangan pada penelitian ini didasarkan pada kesesuaiannya dalam membandingkan dua pendekatan estimasi energi yang dilakukan pada sesi aktivitas yang sama. Jika hasil uji menunjukkan tidak adanya perbedaan yang signifikan antara perhitungan manual berbasis MET dan estimasi *smartwatch*, maka secara statistik belum terdapat bukti kuat bahwa keduanya menghasilkan estimasi yang berbeda pada aktivitas yang diuji. Temuan ini dapat digunakan sebagai indikasi awal bahwa estimasi *smartwatch* relatif

mendekati perhitungan manual, meskipun tingkat kesesuaiannya tetap perlu dilihat bersama ukuran kesalahan agar interpretasinya lebih lengkap. Hal ini memberikan dasar untuk menilai apakah *smartwatch* dapat memberikan estimasi energi yang konsisten dalam aktivitas lari atau jogging harian.

2.1.5 Pendekatan Komputasional dalam Analisis Data *Wearable*

Selain pendekatan statistik inferensial, analisis data *wearable* juga banyak memanfaatkan pendekatan komputasional untuk memahami pola aktivitas dan estimasi pengeluaran energi. Dalam konteks ini, metode komputasional sering digunakan untuk mengklasifikasikan jenis aktivitas fisik atau mengelompokkan data berdasarkan karakteristik sinyal sensor yang terekam dari perangkat *wearable*. Pendekatan tersebut memungkinkan analisis yang lebih terstruktur terhadap data aktivitas fisik yang bersifat multivariat dan dinamis.

Penelitian Kate et al. (2016) menunjukkan bahwa klasifikasi aktivitas fisik berbasis data *wearable* dapat digunakan sebagai dasar dalam estimasi pengeluaran energi, dengan memanfaatkan sinyal gerakan dan fisiologis untuk membedakan pola aktivitas yang berbeda. Hasil penelitian tersebut menegaskan bahwa pendekatan klasifikasi memiliki peran penting dalam membantu interpretasi estimasi energi dari data *wearable*, meskipun tidak selalu ditujukan untuk menghasilkan prediksi energi secara langsung.

Sevil et al. (2020) juga menekankan bahwa analisis data *wearable* umumnya melibatkan dua tahap utama, yaitu klasifikasi aktivitas fisik dan estimasi pengeluaran energi. Kedua tahapan tersebut saling berkaitan, karena hasil klasifikasi aktivitas dapat memengaruhi interpretasi tingkat intensitas dan estimasi energi yang dihasilkan. Namun, sebagian besar penelitian komputasional berfokus pada peningkatan akurasi model estimasi energi, bukan pada pengelompokan tingkat kesesuaian hasil estimasi untuk kebutuhan interpretasi praktis.

Selain itu, Attal et al. (2015) menjelaskan bahwa pengenalan aktivitas berbasis *wearable* umumnya melalui tahapan penempatan sensor, pra-pemrosesan data, dan klasifikasi. Pada konteks klasifikasi, Attal et al. (2015) juga menyebutkan bahwa Naive Bayes merupakan salah satu teknik *supervised classification* yang populer karena sederhana dan mudah diimplementasikan, dengan mekanisme berbasis probabilitas pada fitur yang diasumsikan independen. Dengan karakteristik tersebut, metode klasifikasi yang relatif sederhana tetap relevan digunakan ketika tujuan analisis lebih menekankan pada pembacaan pola dan interpretasi hasil, bukan semata-mata mengejar performa prediksi paling tinggi.

Berdasarkan landasan tersebut, penelitian ini menambahkan pendekatan komputasional sederhana untuk membantu membaca hasil perbandingan estimasi energi. Pendekatan ini tidak diarahkan untuk membangun model prediksi energi yang kompleks, tetapi untuk mengelompokkan hasil deviasi estimasi *smartwatch* terhadap perhitungan manual ke dalam kategori yang lebih mudah diinterpretasikan (seperti sesuai, cukup sesuai, dan tidak sesuai). Pada tahap ini digunakan metode Naive Bayes sebagai model klasifikasi probabilistik, yaitu pendekatan yang mengambil keputusan kelas berdasarkan perhitungan peluang (probabilitas) tiap kategori. Pada penelitian Fauzi Zakaria et al. (2025), Naive Bayes digunakan karena menghasilkan prediksi berbasis probabilitas dan melakukan klasifikasi dengan membandingkan peluang pada setiap kelas untuk memilih kelas yang paling mungkin. Karena fokus penelitian ini tetap pada uji kesesuaian antar dua metode, model klasifikasi diposisikan sebagai pelengkap interpretasi, bukan pengganti analisis utama.

2.2 Tabel Kategorisasi Kajian Pustaka

Tabel 2.1 merangkum beberapa penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan penggunaan perangkat *wearable*, khususnya *smartwatch*, dalam mengukur dan membandingkan estimasi pengeluaran kalori dengan metode manual atau fisiologis standar dalam konteks aktivitas olahraga lari maupun aktivitas fisik.

Tabel 2.1 Kategorisasi Kajian Pustaka

Metode atau Model	Variabel yang Diamati	Data / Sumber	Konteks Penelitian	Referensi
Validasi <i>smartwatch</i> ; perbandingan <i>smartwatch</i> vs <i>indirect calorimetry</i> ; <i>paired t-test</i>	<i>Energy expenditure</i> (EE), jarak, kecepatan, dan <i>heart rate</i>	Pengukuran langsung berjalan dan berlari <i>outdoor</i> , tiga <i>smartwatch</i> berbeda dan alat referensi laboratorium	Menilai akurasi tiga <i>smartwatch</i> saat berjalan dan berlari	(Le et al., 2022)
Model estimasi energi berbasis MET + penggabungan sinyal <i>wearable</i> ; validasi terhadap <i>indirect calorimetry</i>	Energi dikeluarkan (EE), MET, sinyal akselerometer dan <i>heart rate</i>	Data aktivitas fisik intensitas beragam; sinyal sensor <i>wearable</i> + perhitungan MET; referensi <i>indirect calorimetry</i>	Menguji apakah model fisiologis berbasis MET dapat meningkatkan akurasi estimasi energi	(Liu et al., 2025)
Validasi <i>wearable</i> terhadap <i>indirect</i>	METs, <i>energy expenditure</i> , <i>heart rate</i> , intensitas	Data <i>wearable</i> seperti activPAL, Fitbit, ActiGraph;	Menilai kemampuan <i>wearable</i>	(Alberto et al., 2017)

<i>calorimetry</i> (VO2) dan nilai MET	aktivitas (<i>sedentary-light PA</i>)	dibandingkan dengan VO2 <i>analyzer</i> dan nilai MET Compendium 2011	memprediksi MET dan energi pada aktivitas intensitas rendah-sedang	
Validasi estimasi energi menggunakan internal sensor dan algoritma estimasi berbasis gerakan	Estimasi energi (EE), sinyal akselerometer, dan <i>motion intensity</i>	Data internal sensor pada berbagai aktivitas berjalan dan berlari, dibandingkan referensi <i>indirect calorimetry</i>	Menguji seberapa baik internal sensors memperkirakan pengeluaran energi pada aktivitas berjalan dan berlari serta membandingkan beberapa persamaan estimasi EE	(Martín-Martín et al., 2022)
Validasi <i>wearable</i> vs <i>metabolic chamber</i> dan DLW	<i>Physical Activity Energy Expenditure</i> (PAEE), TEE, BMR, akurasi estimasi energi	12 perangkat <i>wearable</i> ; metode referensi: <i>metabolic chamber</i> dan DLW	Menguji apakah <i>wearable</i> mampu mengestimasi PAEE secara akurat pada kondisi terkontrol dan <i>free-living</i>	(Murakami et al., 2019)
Validasi <i>wearable</i> terhadap metode referensi (<i>indirect calorimetry</i>)	Detak jantung, kecepatan, dan energi (EE)	<i>Wearable fitness tracker</i> vs alat referensi laboratorium	Menguji akurasi pengukuran energi selama aktivitas fisik intensitas rendah-tinggi	(Germini et al., 2022)
Meta-analisis dan <i>systematic review</i>	Estimasi energi (EE)	64 studi validasi <i>wearable</i> vs standar emas: <i>doubly labelled water</i> , <i>indirect calorimetry</i> , <i>metabolic chamber</i>	Mengevaluasi tingkat akurasi <i>wearable</i> komersial dalam mengestimasi pengeluaran energi pada berbagai aktivitas	(O'Driscoll et al., 2020)
<i>Systematic review</i> terhadap 158 penelitian <i>wearable</i>	Langkah detak jantung, estimasi energi	158 studi validitas dan reliabilitas <i>wearable</i> (2013 sampai 2019), perbandingan dengan <i>indirect</i> dan <i>direct calorimetry</i> , ECG, <i>accelerometer</i>	Menilai keandalan dan validitas <i>wearable</i> populer seperti Fitbit, Garmin, Apple Watch, Polar, dan Xiaomi	(Fuller et al., 2020)
Validasi <i>wearable</i> melalui perbandingan langsung dengan <i>indirect calorimetry</i> dan	Detak jantung, estimasi energi, intensitas latihan, dan sinyal sensor detak jantung optik	<i>Wearable</i> komersial dibandingkan ECG dan <i>metabolic cart</i>	Menilai performa <i>wearable</i> dalam mengukur detak jantung dan energi pada intensitas olahraga berbeda	(Lu et al., 2020)

<i>chest-strap HR monitor</i>				
<i>Umbrella review dengan pendekatan systematic synthesis</i>	<i>Energy expenditure (EE)</i>	24 <i>systematic reviews</i> , 249 studi validasi <i>wearable</i> vs: <i>indirect calorimetry, doubly labelled water, accelerometer</i> referensi	Menilai akurasi <i>wearable</i> konsumen untuk berbagai biometrik termasuk energi	(Doherty et al., 2024)
Model <i>machine learning (Time-series forecasting)</i> dan model smartwatch <i>predictive pipeline</i>	Aktivitas fisik, estimasi energi, sensor <i>wearable</i> , <i>time-series physiological signals</i>	Dataset <i>wearable</i> harian dari pengguna <i>smartwatch</i> ; sinyal multimodal (gerakan dan fisiologis) yang direkam secara kontinu	Penelitian mengembangkan <i>pipeline</i> AI untuk memprediksi estimasi energi dan variabel aktivitas dari data fisiologis <i>smartwatch</i> , dengan fokus pada optimasi model dan penggunaan data <i>wearable</i> sebagai sumber input	(Spathis et al., 2022)
Pengembangan model estimasi energi berbasis <i>Reinforcement Learning (DQN)</i> dengan modified MET	Detak jantung, berat badan, tinggi badan, usia, dan jenis kelamin	Dataset WEEE (VO2 <i>Master Analyzer</i> sebagai <i>ground truth</i> , HR sensor Empatica E4, EE Apple Watch series 6)	Estimasi energi secara <i>real-time</i> menggunakan kombinasi DQN dan MET yang dipersonalisasi	(Kim & Seong, 2025)
<i>Systematic literature review</i>	Aktivitas fisik, kesehatan mental, <i>health awareness</i> , akurasi <i>wearable</i>	25 studi (<i>review, wearable accuracy, self-report, intervention studies</i>)	Ringkasan penelitian terbaru tentang penggunaan <i>wearable</i> dalam kesehatan fisik dan psikologis	(Pardamean et al., 2020)
<i>Activity classification</i> dan <i>EE estimation</i>	Sinyal <i>wearable</i> , aktivitas fisik, dan <i>energi expenditure</i>	Data sensor <i>wearable</i> aktivitas harian	Klasifikasi aktivitas untuk mendukung estimasi energi	(Kate et al., 2016)
<i>Human Activity Recognition (HAR)</i> dan klasifikasi <i>wearable</i>	Akselerometer, sinyal gerak, dan aktivitas fisik	Data <i>wearable</i> multisensor	Kajian metode klasifikasi aktivitas berbasis <i>wearable</i>	(Attal et al., 2015)
<i>Activity classification & EE estimation</i>	Aktivitas fisik dan estimasi energi	<i>Wearable-based physical activity datasets</i>	Hubungan klasifikasi aktivitas dan estimasi energi	(Sevil et al., 2020)

2.3 Analisis Kajian Pustaka

Kajian pustaka yang telah dirangkum melalui berbagai penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa estimasi energi pada perangkat *wearable*, termasuk *Smartwatch*, masih menjadi isu penting dalam penelitian kebugaran dan fisiologi olahraga. Sebagian besar studi menyoroti bahwa meskipun perangkat *wearable* mampu memberikan data aktivitas secara praktis dan *real-time*, estimasi energi yang dihasilkannya masih menunjukkan deviasi yang cukup besar dibandingkan metode fisiologi standar.

Beberapa penelitian terdahulu seperti Fuller et al. (2020), O'Driscoll et al. (2020), dan Doherty et al. (2024) secara konsisten melaporkan bahwa perangkat *wearable* modern cenderung *underestimate* atau *overestimate* pengeluaran, energi dengan tingkat kesalahan yang bervariasi antar perangkat dan kondisi aktivitas. Variasi ini terutama dipengaruhi oleh intensitas aktivitas, kualitas sensor, dan algoritma internal yang digunakan setiap perangkat. Hal serupa juga ditemukan pada penelitian Germini et al. (2022) serta Murakami et al. (2019), yang menyimpulkan bahwa *wearable* tidak memberikan estimasi energi yang setara dengan metode referensial seperti *indirect calorimetry*, *doubly labeled water*, maupun *metabolic chamber*, khususnya pada aktivitas intensitas rendah hingga sedang.

Di sisi lain, beberapa studi mencoba meningkatkan keandalan estimasi energi melalui pendekatan fisiologis, salah satunya dengan memanfaatkan nilai MET dari *Compendium of Physical Activities* sebagai acuan dasar perhitungan. Martín-Martín et al. (2022) serta Alberto et al. (2017) menunjukkan bahwa perhitungan energi berbasis MET dapat memberikan hasil yang lebih stabil dibandingkan banyak perangkat *wearable*, meskipun masih memiliki keterbatasan ketika intensitas aktivitas berubah secara cepat. Penelitian Liu et al. (2025) dan Kim & Seong (2025) memperkuat hal tersebut dengan mengembangkan model berbasis MET yang menunjukkan korelasi tinggi terhadap pengukuran referensi dan *error* yang lebih rendah dibandingkan estimasi energi dari *wearable* komersial. Temuan ini menunjukkan bahwa MET tetap menjadi pendekatan fisiologis yang valid dan relevan untuk menghitung pengeluaran energi.

Sementara itu, penelitian Le et al. (2022) memberikan kontribusi penting dengan membandingkan langsung tiga *smartwatch* berbeda terhadap *indirect calorimetry* menggunakan uji t berpasangan. Hasilnya menunjukkan bahwa beberapa perangkat mampu menghasilkan estimasi energi yang tidak berbeda signifikan ($p > 0,05$) untuk aktivitas berjalan dan berlari. Temuan ini mengindikasikan bahwa meskipun *wearable* sering mengalami deviasi,

dalam kondisi tertentu perangkat tersebut dapat menunjukkan kesesuaian yang memadai terhadap metode referensi

Secara keseluruhan, kajian pustaka ini menunjukkan dua pola besar. Pertama, perangkat *wearable* memiliki keterbatasan dalam estimasi energi, terutama pada aktivitas dengan intensitas rendah dan pada perangkat dengan algoritma sederhana. Kedua, pendekatan perhitungan berbasis MET masih diakui sebagai metode fisiologis yang lebih stabil dan menjadi dasar yang kuat dalam perbandingan estimasi energi. Dari berbagai penelitian tersebut terlihat bahwa sangat sedikit studi yang secara langsung membandingkan estimasi kalori dari *smartwatch* dengan perhitungan manual berbasis MET dalam konteks aktivitas berjalan, jogging, dan lari harian. Selain itu, sejumlah penelitian menunjukkan bahwa pendekatan komputasional berbasis klasifikasi mulai digunakan dalam analisis data *wearable*, khususnya untuk memahami pola aktivitas dan estimasi energi. Namun, masih sangat terbatas penelitian yang memanfaatkan klasifikasi berbasis data untuk mengelompokkan tingkat kesesuaian hasil estimasi energi antara dua metode pengukuran yang berbeda, terutama dalam konteks penggunaan *smartwatch* sehari-hari.

Oleh karena itu, penelitian ini hadir untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan melakukan analisis kesesuaian (*agreement*) antara estimasi energi yang dihasilkan oleh *smartwatch* dan perhitungan manual berbasis MET melalui uji t berpasangan. Pendekatan ini penting untuk menilai apakah data estimasi dari *smartwatch* dapat menunjukkan hasil yang sejalan dengan metode fisiologi standar, sehingga perangkat tersebut dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu praktis dalam pemantauan aktivitas olahraga harian.

2.4 Keterbatasan dan Kesenjangan Penelitian

2.4.1 Keterbatasan Penelitian

Berdasarkan rangkuman penelitian terdahulu, terdapat sejumlah keterbatasan yang masih menyisakan ruang untuk dilakukan pengembangan lebih lanjut. Sebagian besar studi validasi energi pada perangkat *wearable* menunjukkan bahwa estimasi energi yang dihasilkan masih sangat bervariasi dan kerap mengalami deviasi signifikan terhadap metode fisiologis referensial seperti *indirect calorimetry* atau perhitungan manual berbasis MET. Meskipun banyak perangkat menunjukkan performa yang baik dalam pengukuran detak jantung atau langkah, estimasi energi tetap menjadi komponen yang paling tidak stabil banyak. Banyak penelitian sebelumnya dilakukan dalam pengaturan laboratorium yang sangat terkontrol, seperti *treadmill indoor* atau protokol lari dengan kecepatan tetap. Kondisi tersebut berbeda

dari situasi aktivitas fisik sehari-hari yang dipengaruhi oleh variabel lingkungan seperti kondisi permukaan lintasan, suhu, kelembaban, serta fluktuasi intensitas aktivitas. Perbedaan konteks ini menyebabkan hasil penelitian di laboratorium belum sepenuhnya mencerminkan performa *wearable* di lingkungan nyata.

Selain itu, beberapa penelitian terdahulu lebih berfokus pada pengembangan atau evaluasi model prediktif berbasis *machine learning*, misalnya penggunaan *Neural Network*, *sensor fusion*, atau algoritma kompleks lainnya, tanpa melakukan analisis kesesuaian langsung antara dua metode pengukuran. Dengan demikian, aspek *agreement* antara metode manual fisiologis seperti MET dan hasil estimasi perangkat *wearable* seringkali kurang dievaluasi secara eksplisit. Padahal, metode statistik sederhana seperti uji t berpasangan dapat memberikan pemahaman yang lebih jelas mengenai ada tidaknya perbedaan signifikan antara dua pendekatan pengukuran. Di sisi lain, sejumlah studi menggunakan pendekatan agregat pada populasi besar atau sebaliknya, hanya melibatkan satu hingga dua subjek. Pendekatan ini kurang memperhatikan variasi individu seperti berat badan, tingkat kebugaran, atau respons metabolik, yang diketahui dapat mempengaruhi perhitungan energi. akibatnya, kesimpulan terkait kesesuaian estimasi energi *wearable* untuk penggunaan personal dalam aktivitas lari atau jogging masih belum dapat digeneralisasikan secara kuat.

Keterbatasan-keterbatasan tersebut menunjukkan bahwa masih terdapat kebutuhan akan penelitian yang membandingkan langsung estimasi energi *smartwatch* dengan metode perhitungan manual berbasis fisiologi olahraga, terutama dalam konteks aktivitas nyata yang dilakukan oleh individu dengan karakteristik berbeda. Penelitian ini hadir untuk mengisi ruang tersebut melalui analisis kesesuaian menggunakan uji t berpasangan pada aktivitas berjalan, jogging, dan lari.

2.4.2 Kesenjangan Penelitian

Meskipun banyak penelitian telah menilai performa perangkat *wearable* dalam mengukur aktivitas fisik, terdapat sejumlah aspek penting yang belum dijawab secara langsung oleh penelitian terdahulu. Pertama, belum ada penelitian yang secara khusus membandingkan estimasi energi dari *smartwatch* dengan perhitungan manual berbasis MET pada aktivitas berjalan, jogging, dan lari dalam kondisi latihan nyata. Sebagian besar studi hanya menilai akurasi *wearable* terhadap metode laboratorium, tetapi tidak menilai apakah hasil kedua metode dapat menunjukkan tingkat kesesuaian yang dapat diterima dalam konteks penggunaan harian.

Kedua, penelitian terdahulu umumnya berfokus pada pengembangan model prediktif atau evaluasi alat dengan standar referensi fisiologis, tanpa mengevaluasi hubungan langsung antar dua pendekatan pengukuran sederhana, yaitu estimasi manual berbasis MET sebagai metode fisiologis standar dan estimasi otomatis *smartwatch*. Dengan demikian, pertanyaan apakah kedua metode ini menghasilkan nilai yang setara atau berbeda signifikan masih belum terjawab secara ilmiah.

Ketiga, sebagian besar penelitian tidak menguji perbedaan data kedua metode secara langsung pada level individu. Padahal, dalam penggunaan *wearable* sehari-hari, estimasi energi digunakan oleh individu secara personal bukan secara agregat populasi. Belum adanya studi yang menguji perbandingan berpasangan dalam konteks individu menyebabkan belum jelas apakah *smartwatch* dapat memberikan estimasi yang konsisten terhadap metode manual fisiologis.

Keempat, belum ada penelitian yang menerapkan *paired t-test* untuk mengevaluasi kesesuaian antara hasil *smartwatch* dan metode MET dalam skenario aktivitas harian yang bervariasi. Padahal, *paired t-test* merupakan pendekatan yang paling tepat untuk menilai perbedaan dua metode dalam kondisi pengukuran yang sama dan pada subjek yang sama.

Dengan mempertimbangkan kesenjangan tersebut, penelitian ini hadir untuk mengisi ruang kosong dalam literatur dengan melakukan analisis kesesuaian antara estimasi energi *smartwatch* dan perhitungan manual berbasis MET pada aktivitas berjalan, jogging, dan lari melalui pendekatan uji t berpasangan, sehingga dapat memberikan bukti empiris mengenai konsistensi kedua metode dalam konteks penggunaan harian. Serta masih terbuka peluang untuk mengombinasikan pendekatan statistik konvensional dengan analisis komputasional sederhana sebagai analisis tambahan guna memperkaya interpretasi tingkat kesesuaian estimasi energi pada data *smartwatch*.

2.5 Rumusan Poin Kontribusi Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa kontribusi penting yang dapat memperkaya kajian ilmiah terkait validasi estimasi energi pada perangkat *wearable*, khususnya *smartwatch*, dalam konteks aktivitas fisik sehari-hari. Secara umum, kontribusi penelitian ini dibagi kedalam tiga aspek, yaitu kontribusi teoritis, metodologis, dan praktis.

1. Kontribusi Teoritis

Penelitian ini memberikan kontribusi terhadap literatur fisiologi olahraga dan teknologi *wearable* dengan menghadirkan analisis kesesuaian langsung antara estimasi energi

smartwatch dan perhitungan manual berbasis MET. Berbeda dari sebagian besar penelitian terdahulu yang berfokus pada akurasi absolut atau model prediksi kompleks, penelitian ini menekankan aspek *agreement* antara dua metode pengukuran. Pendekatan ini memperjelas bagaimana konsistensi estimasi energi dapat dinilai tanpa bergantung pada model prediksi berbasis algoritma internal perangkat, sehingga memperkaya diskusi teoritis mengenai penggunaan MET sebagai pendekatan fisiologis yang tetap relevan dalam pengukuran estimasi energi.

2. Kontribusi Metodologis

Penelitian ini memberikan kontribusi metodologis melalui penerapan uji t berpasangan sebagai teknik analisis untuk membandingkan dua metode pengukuran pada kondisi aktivitas yang sama. Penggunaan uji t berpasangan dalam konteks penelitian ini menawarkan pendekatan yang lebih sederhana, langsung, dan transparan dalam menilai kesesuaian nilai estimasi dibandingkan metode statistik kompleks yang umum digunakan pada penelitian *wearable* modern. Selain itu, desain penelitian ini berbasis multi-sesi (15 sesi) dan pengukuran berulang pada individu memungkinkan analisis yang lebih kaya terkait variasi intra-individu dalam estimasi energi, yang jarang diperhatikan dalam studi-studi sebelumnya. Selain itu, penelitian ini memanfaatkan pendekatan klasifikasi berbasis komputasi sebagai analisis tambahan untuk membantu interpretasi tingkat kesesuaian estimasi energi pada data *wearable*.

3. Kontribusi Praktis

Hasil penelitian ini memberikan informasi praktis bagi pengguna *smartwatch* dan pelaku aktivitas olahraga harian mengenai seberapa konsisten data estimasi energi dari *smartwatch* ketika dibandingkan dengan perhitungan manual berbasis fisiologi olahraga. Temuan penelitian ini diharapkan dapat membantu pengguna memahami batasan sekaligus potensi *smartwatch* sebagai alat bantu pemantauan aktivitas fisik harian, khususnya pada aktivitas berjalan, jogging, dan lari. Selain itu, hasil penelitian ini dapat menjadi dasar bagi atlet rekreasional, pelatih kebugaran, maupun pengembang perangkat *wearable* dalam mengevaluasi dan meningkatkan akurasi estimasi energi pada perangkat yang mereka gunakan atau kembangkan.

2.6 Kerangka Pemikiran dan Arah Metodologi Penelitian

Berdasarkan kajian teori, penelitian terdahulu, serta analisis kesenjangan penelitian yang telah dibahas, dapat disimpulkan bahwa estimasi kalori pada perangkat *wearable*, khususnya

smartwatch, masih menunjukkan variasi dan potensi deviasi ketika dibandingkan dengan metode fisiologis referensial. Metode perhitungan manual berbasis MET tetap diakui sebagai pendekatan fisiologis yang transparan dan relatif stabil, sehingga relevan digunakan sebagai metode pembandingan dalam analisis estimasi energi aktivitas fisik.

Penelitian ini memposisikan *smartwatch* sebagai alat pemantauan aktivitas harian yang praktis, namun perlu dievaluasi tingkat kesesuaiannya terhadap metode perhitungan manual berbasis MET. Fokus penelitian ini tidak diarahkan untuk menentukan metode mana yang paling akurat secara absolut, melainkan untuk menilai apakah estimasi energi yang dihasilkan *smartwatch* menunjukkan keselarasan dan konsistensi dengan pendekatan fisiologis standar ketika digunakan pada aktivitas olahraga harian.

Berdasarkan kerangka penelitian tersebut, penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain komparatif, Dimana dua metode estimasi energi dibandingkan secara langsung pada sesi aktivitas yang sama. Analisis kesesuaian dilakukan menggunakan uji t berpasangan, yang dipilih karena mampu mengevaluasi perbedaan rata-rata dua metode pengukuran yang saling berpasangan secara objektif dan terukur.

Dengan demikian, Bab II ini menjadi landasan teoritis dan empiris bagi penyusunan metodologi penelitian yang dijabarkan secara rinci pada Bab III, yang mencakup desain penelitian, teknik pengumpulan data, prosedur perhitungan energi berbasis MET, serta tahapan analisis statistik untuk menjawab pertanyaan penelitian yang telah dirumuskan serta dilengkapi dengan analisis tambahan berbasis klasifikasi data untuk mengeksplorasi pola tingkat kesesuaian estimasi energi.

BAB III

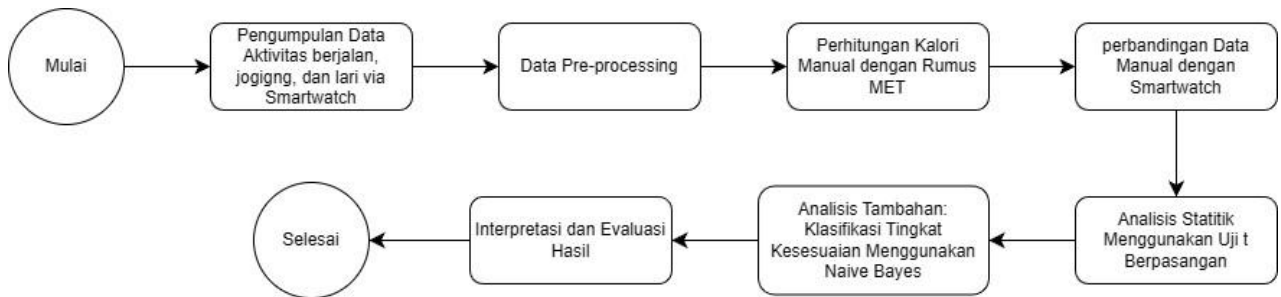
METODOLOGI PENELITIAN

Rangkaian tahapan penelitian ini disusun secara sistematis agar proses analisis dan penyusunan laporan berjalan lebih terarah dan mudah pahami. Setiap tahap dilakukan secara berurutan mulai dari pengumpulan data aktivitas berjalan, jogging, dan lari, yang diperoleh langsung melalui perangkat *smartwatch* selama sesi latihan berlangsung. Data yang terkumpul kemudian melalui proses pra-pemrosesan data (*data pre-processing*) untuk memastikan kualitas dan keseragaman data, termasuk penyesuaian format satuan, penghapusan nilai yang tidak logis, serta standarisasi variabel agar dapat dianalisis secara akurat.

Selanjutnya dilakukan analisis statistik untuk membandingkan hasil estimasi kalori antara metode manual berbasis MET (*Metabolic Equivalent of Task*) dengan hasil pengukuran dari *smartwatch* menggunakan uji t berpasangan (*paired t-test*). Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi apakah terdapat perbedaan signifikan antara kedua metode pengukuran tersebut, sehingga dapat dinilai tingkat kesesuaian (*agreement*) antara perhitungan manual dan estimasi *smartwatch*. Selain analisis statistik, penelitian ini juga menerapkan analisis tambahan berbasis komputasi menggunakan Python pada platform Deepnote untuk membangun model klasifikasi tingkat kesesuaian. Tahap ini digunakan sebagai ilustrasi bagaimana data sesi baru dapat dipetakan ke kategori kesesuaian berdasarkan pola dari data latih.

Tahap akhir adalah interpretasi hasil, dimana peneliti menafsirkan temuan utama dan mengevaluasi sejauh mana estimasi energi dari *smartwatch* konsisten dengan perhitungan manual berbasis MET, serta memberikan kesimpulan mengenai efektivitas perangkat tersebut sebagai alat bantu estimasi kalori dalam aktivitas olahraga harian.

Seluruh rangkaian proses tersebut digambarkan secara terstruktur dalam bentuk diagram alur penelitian yang ditampilkan pada Gambar 3.1, sehingga memudahkan pembaca dalam memahami alur logika penelitian ini.



Gambar 3.1 Diagram alur penelitian.

3.1 Pengumpulan Data

Pengambilan data dalam penelitian ini dilakukan melalui aktivitas olahraga berupa berjalan, jogging, dan lari yang dicatat secara langsung menggunakan perangkat *smartwatch* Xiaomi Smart Band 8 dan Xiaomi Smart Band 10. Setiap partisipan menjalankan sesi latihan secara konsisten selama 15 kali sesi, dengan durasi setiap sesi kurang lebih adalah 30 menit. Aktivitas dilakukan pada pagi atau sore hari di area terbuka seperti jalur jogging dan lingkungan sekitar tempat tinggal, sehingga kondisi pengambilan data lebih alami dan sesuai dengan kebiasaan olahraga harian pengguna pada umumnya.

Selama sesi berlangsung, *smartwatch* merekam berbagai parameter aktivitas secara otomatis, termasuk detak jantung (bpm), kecepatan rata-rata (m/detik), jarak tempuh (kilometer), dan estimasi kalori terbakar (kkal). Semua data tersimpan di aplikasi Mi Fitness dan kemudian disinkronkan dengan aplikasi pihak ketiga, yakni Strava untuk memperluas akses dan memungkinkan ekspor data ke format .csv guna keperluan analisis lebih lanjut.

Selain data dari *smartwatch*, dilakukan pula perhitungan manual estimasi kalori terbakar dengan menggunakan rumus fisiologis berbasis MET, dengan mempertimbangkan variabel berat badan setiap individu, durasi aktivitas, dan intensitas aktivitas yang disesuaikan berdasarkan kecepatan rata-rata untuk menentukan nilai MET yang ada pada tabel *Compendium of Physical Activities*. Dalam penelitian ini, berat badan ditetapkan konstan dan digunakan pada seluruh sesi pengukuran. Penetapan ini dilakukan karena pada aplikasi Mi Fitness, data berat badan pengguna dimasukkan pada tahap awal pengaturan profil dan aplikasi tidak meminta input kembali pada saat setiap sesi aktivitas dimulai. Dengan demikian, selama aktivitas berlangsung, proses pencatatan dan estimasi kalori oleh *smartwatch* tidak melibatkan input berat badan secara eksplisit pada setiap sesi. Oleh karena itu, untuk menjaga konsistensi asumsi input antara kedua metode, perhitungan manual berbasis MET pada penelitian ini juga menggunakan nilai berat badan yang sama pada setiap sesi estimasi. Dengan demikian, setiap

sesi menghasilkan dua nilai utama yang dibandingkan, yaitu kalori hasil perhitungan manual (berdasarkan rumus MET) dan kalori hasil estimasi dari *smartwatch*.

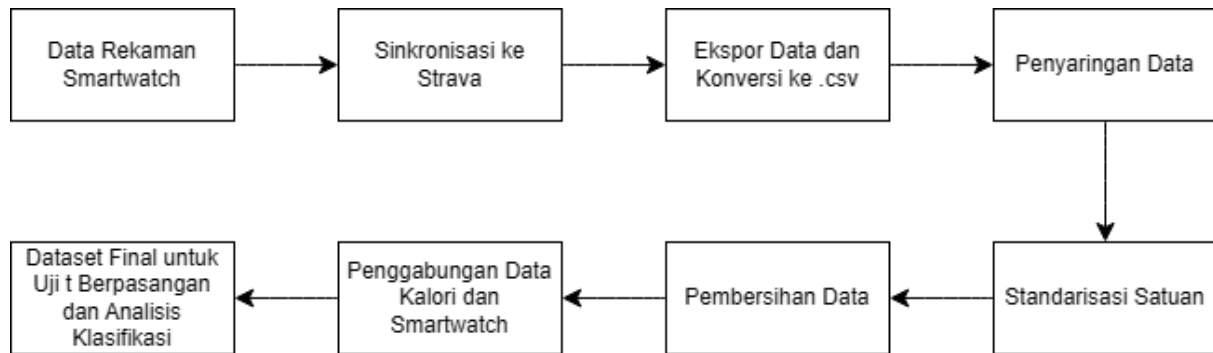
Penelitian ini melibatkan tiga partisipan sebagai subjek penelitian. Jumlah partisipan tersebut dipilih bukan untuk tujuan generalisasi populasi, melainkan untuk memberikan variasi data antar individu dalam evaluasi kesesuaian antara dua metode estimasi energi. Dengan adanya lebih dari satu partisipan, penelitian ini dapat mengamati apakah pola perbedaan dan tingkat kesesuaian antara estimasi kalori dari *smartwatch* dan perhitungan manual berbasis MET menunjukkan kecenderungan yang konsisten pada individu yang berbeda, tanpa mengubah fokus utama penelitian yang bersifat evaluatif dan berbasis perbandingan berpasangan.

Untuk mendukung analisis yang lebih komprehensif, ketiga partisipan dipilih dengan mempertimbangkan perbedaan karakteristik fisik dan tingkat kebugaran. Individu A merupakan seorang laki-laki berusia 23 tahun dengan berat badan 74 kg dan tinggi badan 177 cm, memiliki kondisi fisik yang tergolong aktif dan cukup rutin melakukan olahraga lari. Individu B adalah seorang laki-laki berusia 22 tahun dengan berat badan 65 kg dan tinggi badan 168 cm, memiliki kondisi fisik yang tergolong kurang aktif karena jarang berolahraga. Sementara itu, individu C merupakan seorang perempuan berusia 18 tahun dengan berat badan 48 kg dan tinggi badan 160 cm, memiliki kondisi fisik yang cukup baik untuk melakukan aktivitas olahraga meskipun tidak melakukannya secara rutin.

Perbedaan karakteristik ini dimaksudkan agar data yang dihasilkan dapat merepresentasikan variasi pengeluaran energi antar individu dengan tingkat kebugaran dan intensitas yang berbeda, sehingga hasil penelitian lebih aplikatif menggambarkan kesesuaian estimasi energi *smartwatch* terhadap metode perhitungan fisiologis berbasis MET.

3.2 Data Pre-processing

Pada tahap data *pre-processing*, seluruh data aktivitas berjalan, jogging, dan lari yang telah direkam oleh *smartwatch* dan tersimpan melalui aplikasi Mi Fitness kemudian disinkronkan dengan aplikasi pihak ketiga Strava. Data hasil latihan diunduh dalam format .csv agar dapat dianalisis menggunakan perangkat lunak statistik seperti R Studio dan Deepnote. Tahapan ini bertujuan untuk memastikan bahwa data dari setiap sesi latihan berada dalam format yang konsisten dan siap digunakan dalam proses analisis perbandingan antara perhitungan manual berbasis MET dan estimasi kalori dari *smartwatch*.



Gambar 3.2 Diagram alur pengambilan data.

Langkah awal *preprocessing* dilakukan dengan menyaring data agar hanya mencakup aktivitas berjalan, jogging, dan lari sehingga sesi aktivitas lain yang tidak diperlukan dapat dihapus. Setelah itu, dilakukan proses standarisasi satuan pengukuran untuk memastikan keseragaman data antar partisipan, seperti menyamakan format jarak dalam kilometer (km), kecepatan dalam mil per jam (mph), detak jantung dalam *beats per minute* (bpm), serta kalori dalam kilokalori (kcal). Setelah itu, data dari setiap sesi lari yang tidak lengkap, misal kehilangan nilai kalori, detak jantung, atau jarak tempuh akibat gangguan koneksi *smartwatch*, dihapus agar hasil analisis tetap akurat dan tidak bias. Proses ini juga mencakup penyelarasan waktu pencatatan, dengan mengubah format waktu menjadi tanggal (dd-mm-yy) untuk memudahkan identifikasi setiap sesi lari yang berlangsung selama 15 kali per individu.

Tahap *preprocessing* terakhir adalah penggabungan dua sumber data utama yaitu:

1. Kalori manual yang dihitung menggunakan rumus fisiologis
$$\text{Kalori (kcal)} = \text{MET} \cdot \text{Berat Badan (kg)} \cdot \frac{\text{Durasi (menit)}}{60}$$
 berdasarkan nilai MET yang diambil dari tabel standar aktivitas olahraga sesuai intensitas kecepatan masing-masing individu.
2. Kalori *smartwatch* yang secara otomatis direkam oleh perangkat.

Kedua hasil perhitungan tersebut kemudian disejajarkan dalam satu lembar data untuk setiap individu dan setiap sesi latihan lari. Dataset inilah yang selanjutnya digunakan dalam analisis uji t berpasangan untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan signifikan antara hasil perhitungan kalori manual dengan hasil estimasi dari *smartwatch*.

3.2.1 Visualisasi Setiap Langkah

1. Pengambilan Data Mentah

Data awal diperoleh dari hasil rekaman aktivitas yang disimpan oleh aplikasi Mi Fitness (untuk Mi Band 8 dan 10). Data ini berisi parameter waktu, jarak, kecepatan, detak jantung, serta estimasi kalori.



Gambar 3.3 Data awal pada aplikasi Mi Fitness.

2. Sinkronasi ke Strava

Setiap sesi aktivitas disinkronkan ke platform Strava untuk memastikan data aktivitas dapat diekspor dalam format (.csv).



Gambar 3.4 Data pada aplikasi Strava.

3. Eskpor Data

File hasil ekspor dari Strava dalam format .csv sehingga dapat dianalisis menggunakan Microsoft Excel dan R Studio.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	
1	Activity ID	Activity Date	Activity Name	Activity Type	Activity Duration	Elapsed Time	Distance	Max Heart	Relative Effort	Commute	Activity Private	Activity Geo	Filename	Athlete Weight	Bike Weight	Elapsed Time	Moving Time	Distance	Max Speed	Average Speed	Sea Level Elevation	Climb Elevation	Lowest Elevation	End Elevation
2	1.11E+10	Mar 24, 20	Afternoon Swim		3269	275				FALSE			activities/11827331208.fit.gz	3269	3267	275	0.543	0.084	0	0	0	0	0	
3	1.11E+10	Mar 29, 20	Morning Ride		1882	4.46				FALSE			activities/11827491685.fit.gz	1882	1600	4468	6	2.793	25.8	26.7	15.2			
4	1.26E+10	Oct 7, 202	Afternoon Walk		844	0.44				FALSE			activities/13429281391.fit.gz	844	576	440	1.6	0.764	26.7	0	824.6			
5	1.26E+10	Oct 7, 202	Afternoon Walk		864	0.79				FALSE			activities/13429633306.fit.gz	864	814	797	2	0.979	0	29.8	819.5			
6	1.33E+10	Dec 20, 20	Lunch Wal	Walk	237	0.3				FALSE			activities/14198589946.fit.gz	237	237	305	2.22	1.287	0	0	0	0	0	
7	1.33E+10	Dec 20, 20	Lunch Wal	Walk	206	0.29				FALSE			activities/14198590002.fit.gz	206	206	296	1.9	1.437	0	0	0	0	0	
8	1.33E+10	Jan 4, 2021	Night Walk	Walk	6273	2.57				FALSE			activities/14198590117.fit.gz	6273	2974	2572.7	3.14	0.865	9.1	3.1	117.8			
9	1.42E+10	Apr 17, 202	Morning Walk	Run	417	0.51				FALSE		Kankey Stor	activities/15154064081.fit.gz	417	417	516	2.2	1.237	4.3	2	22			
10	1.42E+10	Apr 17, 202	Morning Walk	Run	762	1.29				FALSE		Kankey Stor	activities/15154142364.fit.gz	762	751	1289	3	1.716	13.5	8.9	17			
11	1.42E+10	Apr 17, 202	Morning Walk	Run	478	0.49				FALSE		Kankey Stor	activities/15154233557.fit.gz	478	445	497	2.2	1.117	2.6	0	21.8			
12	1.42E+10	Apr 17, 202	Morning Run	Run	245	0.43				FALSE		Kankey Stor	activities/15154288718.fit.gz	245	241	436	3	1.809	7.1	2.1	17			
13	1.42E+10	Apr 17, 202	Morning Walk	Run	1270	1.4	181	27		FALSE		Kankey Stor	activities/15164690673.fit.gz	1270	1092	1407	3.2	1.288	9	4.6	21.8			
14	1.43E+10	Apr 23, 202	jogging Jog	Run	2688	4.16				FALSE		Kankey Stor	activities/14260599704.gpx	2688	2532	4159.7	5.32	1.643	61.7	59.8	261.2			
15	1.43E+10	Apr 23, 202	Afternoon Run	Run	2829	3.9	194	81		FALSE		Kankey Stor	activities/15218424861.fit.gz	2829	2138	3900	3.8	1.824	60.4	60.6	284.4			
16	1.43E+10	Apr 28, 202	Afternoon Run	Run	13	0.01				FALSE		Kankey Stor	activities/14310070401.gpx	13	10	14.3	1.95	1.43	0	0	286.4			
17	1.43E+10	Apr 28, 202	jogging Jog	Run	2727	4.59				FALSE		Kankey Stor	activities/14310470920.gpx	2727	2284	4590.4	5.438	2.01	78.4	77	281.7			
18	1.43E+10	Apr 28, 202	Afternoon Run	Run	2628	4.33	184	73		FALSE		Kankey Stor	activities/15281291905.fit.gz	2628	2384	4331	4.2	1.817	77.4	77.1	283.1			
19	1.43E+10	Apr 30, 202	jogging Jog	Run	3743	5.35				FALSE		Kankey Stor	activities/14331464950.gpx	3743	2696	5356.5	5.42	1.987	91.5	90	280.6			
20	1.43E+10	Apr 30, 202	Afternoon Run	Run	545	0.93	128	0		FALSE		Kankey Stor	activities/15292502635.fit.gz	545	541	935.4	3	1.729	6.6	4.5	286.4			
21	1.44E+10	May 3, 202	jogging Jog	Run	4537	5.43				FALSE		Kankey Stor	activities/14363093583.gpx	4537	3932	5437.6	3.74	1.383	88.1	87.4	281.3			
22	1.44E+10	May 3, 202	Afternoon Run	Run	4586	5.34	185	79		FALSE		Kankey Stor	activities/15325997985.fit.gz	4586	3348	5348	3.2	1.597	87.4	86.5	281.6			
23	1.44E+10	May 5, 202	Afternoon Run	Run	694	1.22	174	11		FALSE		Kankey Stor	activities/15346256579.fit.gz	694	631	1220	3.8	1.933	17.4	16.6	281.1			
24	1.44E+10	May 5, 202	jogging Jog	Run	706	1.26				FALSE		Kankey Stor	activities/14382634626.gpx	706	592	1264.7	3.62	1.136	17.4	16.6	281.4			
25	1.44E+10	May 6, 202	jogging Jog	Run	2907	4.94				FALSE		Kankey Stor	activities/14393024430.gpx	2907	2559	4941.9	4.64	1.931	76	75.1	282.6			
26	1.44E+10	May 6, 202	Afternoon Run	Run	2923	4.86	184	81		FALSE		Kankey Stor	activities/15357216421.fit.gz	2923	2773	4966	4	1.755	77.7	76.5	282.3			
27	1.44E+10	May 10, 20	Afternoon Run	Run	3286	5.03	185	49		FALSE		Kankey Stor	activities/15399795901.fit.gz	3286	3110	5034	3.6	1.619	80.6	81.6	281			

Gambar 3.5 Data mentah pada Excel.

4. Pembersihan Data

Langkah ini mencakup penghapusan data yang tidak relevan, seperti sesi tidak lengkap, nilai kosong, atau aktivitas lain yang tidak berkaitan.

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	Activity Date	Activity Name	Activity Type	Elapsed Time	Distance	Average Speed	Average Heart Rate	Calories
2	Aug 11, 2025, 11:00:04 AM	Evening Run (Rafli) #1	Run	1807	3.81	2.109	155	239
3	Aug 14, 2025, 3:40:31 AM	Morning Run (Rafli) #2	Run	1854	4	2.19	157	246
4	Aug 17, 2025, 10:09:04 AM	Afternoon Run (Rafli) #3	Run	1855	3.71	2.01	136	207
5	Aug 20, 2025, 2:50:16 AM	Morning Run (Rafli) #4	Run	1814	3.81	2.132	147	225
6	Aug 23, 2025, 10:04:32 AM	Afternoon Run (Rafli) #5	Run	1835	3.8	2.094	149	231
7	Aug 25, 2025, 3:24:09 AM	Morning Run (Rafli) #6	Run	1850	3.78	2.046	143	225
8	Aug 27, 2025, 2:54:19 AM	Morning Run (Rafli) #7	Run	1809	3.75	2.076	143	223
9	Sep 11, 2025, 9:59:02 AM	Afternoon Run (Rafli) #8	Run	1805	3.59	2.007	138	213
10	Sep 15, 2025, 10:06:16 AM	Afternoon Run (Rafli) #9	Run	2542	3.65	2.068	140	217
11	Sep 18, 2025, 10:29:14 AM	Afternoon Run (Rafli) #10	Run	1818	3.75	2.076	142	234
12	Sep 22, 2025, 10:28:26 AM	Afternoon Run (Rafli) #11	Run	1848	3.62	1.98	141	242
13	Sep 27, 2025, 10:24:25 AM	Afternoon Run (Rafli) #12	Run	1804	3.26	1.862	137	223
14	Oct 5, 2025, 10:03:07 AM	Afternoon Run (Rafli) #13	Run	1805	3.42	1.923	149	244
15	Oct 6, 2025, 9:29:50 AM	Afternoon Run (Rafli) #14	Run	1853	3.54	1.927	139	224
16	Oct 11, 2025, 9:34:45 AM	Afternoon Run (Rafli) #15	Run	2021	3.51	1.912	128	202

Gambar 3.6 Data bersih pada Excel.

5. Standarisasi Data

Semua variable diubah ke satuan yang konsisten.

Activity Date	Activity Name	Activity Type	Distance (km)	Average Heart Rate (bpm)	Durasi (jam)	Average Speed (mph)	K_smartwatch
11-8-2025	Evening Run (Rafli) #1	Run	3.81	155	0.5019	4.7177	239
14-8-2025	Morning Run (Rafli) #2	Run	4	157	0.5150	4.8989	246
17-8-2025	Afternoon Run (Rafli) #3	Run	3.71	136	0.5153	4.4962	207
20-8-2025	Morning Run (Rafli) #4	Run	3.81	147	0.5039	4.7692	225
23-8-2025	Afternoon Run (Rafli) #5	Run	3.8	149	0.5097	4.6842	231
25-8-2025	Morning Run (Rafli) #6	Run	3.78	143	0.5139	4.5768	225
27-8-2025	Morning Run (Rafli) #7	Run	3.75	143	0.5025	4.6439	223
11-9-2025	Afternoon Run (Rafli) #8	Run	3.59	138	0.5014	4.4895	213
15-9-2025	Afternoon Run (Rafli) #9	Run	3.65	140	0.5103	4.6260	217
18-9-2025	Afternoon Run (Rafli) #10	Run	3.75	142	0.5050	4.6439	234
22-9-2025	Afternoon Run (Rafli) #11	Run	3.62	141	0.5133	4.4291	242
27-9-2025	Afternoon Run (Rafli) #12	Run	3.26	137	0.5011	4.1652	223
5-10-2025	Afternoon Run (Rafli) #13	Run	3.42	149	0.5014	4.3016	244
6-10-2025	Afternoon Run (Rafli) #14	Run	3.54	139	0.5147	4.3106	224
11-10-2025	Afternoon Run (Rafli) #15	Run	3.51	128	0.5614	4.2770	202

Gambar 3.7 Data standarisasi pada Excel.

6. Penggabungan Data Manual dan *Smartwatch*

Data hasil perhitungan manual berbasis MET (K_{manual}) digabungkan dengan hasil estimasi *smartwatch* ($K_{\text{smartwatch}}$) ke dalam satu lembar kerja untuk setiap individu.

Activity Date	Activity Name	Activity Type	Distance (km)	Average Heart Rate (bpm)	Durasi (jam)	Average Speed (mph)	K_smartwatch	Nilai MET	K_manual
11-8-2025	Evening Run (Rafti) #1	Run	3.81	155	0.5019	4.7177	239	6	222.8633
14-8-2025	Morning Run (Rafti) #2	Run	4	157	0.5150	4.8989	246	6	228.6600
17-8-2025	Afternoon Run (Rafti) #3	Run	3.71	136	0.5153	4.4962	207	6	228.7833
20-8-2025	Morning Run (Rafti) #4	Run	3.81	147	0.5039	4.7692	225	6	223.7267
23-8-2025	Afternoon Run (Rafti) #5	Run	3.8	149	0.5097	4.6842	231	6	226.3167
25-8-2025	Morning Run (Rafti) #6	Run	3.78	143	0.5139	4.5768	225	6	228.1667
27-8-2025	Morning Run (Rafti) #7	Run	3.75	143	0.5025	4.6439	223	6	223.1100
11-9-2025	Afternoon Run (Rafti) #8	Run	3.59	138	0.5014	4.4895	213	6	222.6167
15-9-2025	Afternoon Run (Rafti) #9	Run	3.65	140	0.5103	4.6260	217	6	226.5633
18-9-2025	Afternoon Run (Rafti) #10	Run	3.75	142	0.5050	4.6439	234	6	224.2200
22-9-2025	Afternoon Run (Rafti) #11	Run	3.62	141	0.5133	4.4291	242	6	227.9200
27-9-2025	Afternoon Run (Rafti) #12	Run	3.26	137	0.5011	4.1652	223	6	222.4933
5-10-2025	Afternoon Run (Rafti) #13	Run	3.42	149	0.5014	4.3016	244	6	222.6167
6-10-2025	Afternoon Run (Rafti) #14	Run	3.54	139	0.5147	4.3106	224	6	228.5367
11-10-2025	Afternoon Run (Rafti) #15	Run	3.51	128	0.5614	4.2770	202	6	249.2567

Gambar 3.8 Data gabungan pada Excel.

7. Dataset Final

Dataset yang telah bersih dan distandarisasi ini menjadi input utama untuk proses analisis deskriptif dan inferensial, yakni uji normalitas dan uji t berpasangan dan dataset final tersebut diimpor ke Deepnote untuk dilakukan analisis tingkat kesesuaiannya menggunakan model klasifikasi Naive Bayes.

3.3 Perhitungan Kalori Manual Berbasis MET

Berdasarkan teori mengenai pembakaran kalori dan konsep MET yang telah dijelaskan pada Bab II, penelitian ini menerapkan perhitungan manual berbasis MET sebagai acuan fisiologis untuk menghitung jumlah energi yang dikeluarkan selama aktivitas berjalan, jogging, dan lari. Pendekatan ini digunakan untuk memperoleh nilai pembandingan untuk menilai tingkat kesesuaian antara metode manual dan estimasi kalori yang dihasilkan oleh *smartwatch*.

Menurut Forsum et al. (2018) nilai MET didefinisikan sebagai rasio antara energi yang dikeluarkan saat melakukan aktivitas tertentu dibandingkan energi yang dikeluarkan saat istirahat total, dimana 1 MET setara dengan sekitar 4,2 kJ/kg/jam atau 1 kcal/kg/jam, yang secara fisiologis ekuivalen dengan konsumsi oksigen sebesar 3,5 mL O₂/kg/menit, sebagaimana juga dijelaskan dalam *Compendium of Physical Activities* (Ainsworth et al., 2011). Semakin tinggi nilai MET suatu aktivitas, semakin besar energi yang dibutuhkan untuk melakukan aktivitas tersebut. Dalam konteks penelitian ini, perhitungan kalori dilakukan dengan satuan waktu menit, agar lebih sesuai dengan data yang direkam oleh *smartwatch*. Rumus perhitungan yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$\text{Kalori (kcal)} = \text{MET} \cdot \text{Berat Badan (kg)} \cdot \frac{\text{Durasi (menit)}}{60} \quad (3.1)$$

Rumus tersebut merupakan bentuk modifikasi dari formula standar MET yang biasanya menggunakan satuan jam. Pembagian dengan angka 60 dilakukan untuk mengkonversi waktu dari menit menjadi jam, sehingga hasil tetap setara dalam satuan kilokalori (kcal). Nilai MET pada setiap sesi aktivitas diperoleh berdasarkan kecepatan rata-rata partisipan yang direkam melalui *smartwatch*. Kemudian dicocokkan dengan tabel MET pada *Compendium of Physical Activities* (Ainsworth et al., 2011).

Langkah-langkah perhitungan dalam penelitian ini dilakukan sebagai berikut:

- Menentukan nilai MET pada tabel *Compendium of Physical Activities* berdasarkan kecepatan rata-rata dari setiap sesi latihan.
- Mengkonversi durasi olahraga dari menit ke jam dengan membagi 60.
- Menghitung total kalori yang terbakar pada setiap sesi menggunakan rumus MET diatas.

Sebagai contoh perhitungan, individu A berlari dengan kecepatan 4,7 mph (MET = 6.0), berat badan 74 kg, dan durasi 30 menit. Nilai MET setiap aktivitas diambil dari *Compendium of Physical Activities* (Ainsworth et al., 2011) berdasarkan kriteria aktivitas, seperti pada Tabel 3.1:

Tabel 3.1 Ringkasan tabel nilai MET

Jenis Aktivitas	Spesifik aktivitas	Nilai MET
Berjalan	Datar, kecepatan lambat, permukaan keras, berjalan 2.0 mph	2.8
Berjalan	Permukaan datar dan kokoh, berjalan 2.5 mph	3.0
Berlari	Kombinasi jogging atau jalan (komponen jogging kurang dari 10 menit)	6.0
Berlari	Lari 4 mph (13 menit/mil)	6.0
Berlari	Lari 5 mph (12 menit/mil)	8.3

Dengan nilai pada tabel ini, setiap partisipan memiliki nilai kalori manual yang berbeda-beda sesuai dengan durasi dan tingkat intensitas dari aktivitasnya.

Hasil perhitungan manual berbasis MET digunakan sebagai nilai acuan fisiologis untuk dibandingkan langsung dengan estimasi kalori yang dihasilkan oleh *smartwatch*. Melalui perbandingan ini, peneliti dapat menilai sejauh mana tingkat kesesuaian *smartwatch* dalam

memperkirakan pengeluaran energi selama aktivitas olahraga harian. Metode ini juga memungkinkan evaluasi terhadap potensi deviasi akibat perbedaan algoritma perhitungan yang digunakan pada perangkat *wearable*. Fotouhi-Ghazvini & Abbaspour (2020) melaporkan bahwa sebagian besar perangkat *wearable* menunjukkan variasi *error* pada estimasi energi tergantung aktivitas yang dilakukan, karena algoritmanya hanya mengandalkan akselerometer dan data detak jantung tanpa mempertimbangkan faktor fisiologis tambahan. Temuan ini sejalan dengan Xie et al. (2018), yang menunjukkan bahwa meskipun *smartwatch* memiliki akurasi tinggi pada langkah, detak jantung, dan jarak, akurasinya masih rendah dengan MAPE mencapai 0,41 sampai 0,48. Dengan demikian, perhitungan manual berbasis MET berperan sangat penting sebagai dasar pembandingan utama. Nilai manual tersebut memungkinkan analisis inferensial menggunakan uji t berpasangan untuk menentukan apakah terdapat perbedaan signifikan antara hasil perhitungan manual dan hasil pengukuran otomatis oleh *smartwatch*.

3.4 Estimasi Kalori dari *Smartwatch*

Selain menggunakan perhitungan manual berbasis MET, penelitian juga memanfaatkan data hasil estimasi kalori yang dihasilkan langsung oleh perangkat *smartwatch*. Penggunaan *smartwatch* dalam konteks penelitian ini didasarkan pada kemampuannya untuk merekam berbagai parameter fisiologis secara *real-time* melalui sensor internal seperti sensor detak jantung optik (PPG), akselerometer, dan giroskop. Sensor-sensor tersebut bekerja secara terintegrasi untuk mengidentifikasi pola gerakan dan respons fisiologis, kemudian mengubahnya menjadi estimasi pengeluaran energi selama aktivitas fisik.

Perhitungan kalori pada *smartwatch* umumnya mengandalkan model algoritmik tertutup (*proprietary algorithm*) yang dikembangkan oleh masing-masing produsen. Algoritma tersebut mengkombinasikan data detak jantung, intensitas gerakan, durasi aktivitas, serta profil pengguna (berat badan, tinggi badan, usia, dan jenis kelamin) untuk menghasilkan estimasi energi yang dikeluarkan dalam satuan kilokalori (kcal). Hal ini sesuai dengan temuan El-Amrawy & Nounou (2015), yang menjelaskan bahwa *wearable fitness trackers* menggunakan gabungan sensor, terutama akselerometer dan sensor detak jantung, untuk memperkirakan aktivitas fisik dan estimasi energi, meskipun mekanisme algoritmanya tidak dipublikasikan secara detail oleh produsen.

Dalam penelitian ini, perangkat yang digunakan adalah Xiaomi Smart Band 8 dan 10, keduanya terhubung dengan aplikasi Mi Fitness dan disinkronkan dengan Strava untuk memudahkan ekspor data ke format .csv. Estimasi kalori yang dihasilkan *smartwatch* dicatat

secara otomatis setiap kali sesi lari selesai, sehingga nilai yang diperoleh dapat langsung dibandingkan dengan estimasi manual berbasis MET untuk analisis selanjutnya.

Langkah-langkah pengambilan data dari *smartwatch* adalah sebagai berikut:

1. Setiap partisipan menjalankan sesi lari selama 30 menit dengan *smartwatch* aktif di pergelangan tangan.
2. Setelah sesi selesai, data aktivitas (termasuk kecepatan, jarak, durasi, detak jantung, dan kalori) otomatis tersimpan pada kedua aplikasi pendukung.
3. Data kemudian di ekspor melalui Strava dalam format .csv untuk dianalisis lebih lanjut bersama hasil perhitungan manual berbasis MET.
4. Nilai kalori dari *smartwatch* dicatat sebagai estimasi algoritmik (K_{watch}) untuk dibandingkan dengan nilai perhitungan manual (K_{manual}).

Secara umum, estimasi kalori dari *smartwatch* mengikuti model algoritmik yang menggabungkan tiga komponen utama, yaitu detak jantung (HR), kecepatan atau jarak tempuh (V), dan durasi aktivitas (t). Hubungan antara variabel-variabel tersebut dapat digambarkan secara matematis sebagai berikut:

$$K_{watch} = a(HR) + b(v) + c(t) + d \quad (3.2)$$

Dengan:

- a. K_{watch} adalah estimasi kalori (kkal)
- b. a, b, c, d adalah konstanta algoritma internal yang berbeda pada setiap merek dan seri *smartwatch*

Model algoritmik pada *smartwatch* dalam penelitian ini bersifat konseptual, disusun berdasarkan mekanisme kerja yang dijelaskan oleh El-Amrawy & Nounou (2015), dimana estimasi kalori diperoleh melalui integrasi antara detak jantung (*heart rate*), gerakan tubuh dari sensor akselerometer, serta durasi aktivitas. Karena algoritma pabrikan bersifat *proprietary* dan tidak dipublikasikan secara terbuka, persamaan diatas digunakan sebagai model representatif untuk menggambarkan hubungan linier antar variabel fisiologis tersebut.

Sebagai ilustrasi, pada individu A (Xiaomi Smart Band 10) yang melakukan aktivitas lari selama 30 menit dengan detak jantung rata-rata 142 bpm dan kecepatan 4,5 mph, perangkat *smartwatch* memberikan estimasi kalori sebesar 226 kkal. Jika dibandingkan dengan hasil perhitungan manual berbasis MET sebesar 307 kkal, maka terdapat selisih sekitar -81 kkal (*under-estimation*). Perbedaan ini muncul karena algoritma internal *smartwatch* menggunakan

pendekatan adaptif yang tidak hanya mempertimbangkan intensitas aktivitas, tetapi juga ritme gerakan dan variabilitas detak jantung selama sesi berlangsung.

Menurut Le et al. (2022), estimasi kalori oleh *smartwatch* menunjukkan validitas yang bervariasi pada aktivitas berjalan dan berlari, dengan perbedaan antar merek perangkat dan perbedaan intensitas aktivitas yang mempengaruhi hasil estimasinya. Maka dari itu, dalam penelitian ini estimasi kalori yang diperoleh dari *smartwatch* digunakan sebagai data pembandingan empiris, yang kemudian dianalisis secara statistik untuk melihat apakah terdapat perbedaan yang signifikan dengan perhitungan manual berbasis MET. Pendekatan ini juga sejalan dengan temuan dalam studi Liu et al. (2025) yang menyatakan bahwa meskipun perangkat *wearable* berbiaya rendah bisa memberikan estimasi EE, hasilnya sangat dipengaruhi oleh algoritma, sensor, dan intensitas gerakan pengguna, deviasi estimasi hingga puluhan persen terjadi. Oleh karena itu, perbandingan antara *smartwatch* (estimasi algoritmik) dan perhitungan manual (fisiologis berbasis MET) di penelitian ini diharapkan memberikan gambaran lebih akurat tentang efektivitas *smartwatch* sebagai alat bantu pengukuran energi dalam aktivitas berjalan, jogging, dan lari.

3.5 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif dilakukan sebagai tahap awal untuk memberikan gambaran umum mengenai karakteristik data yang diperoleh dari hasil pencatatan aktivitas lari melalui *smartwatch* dan perhitungan manual berbasis rumus MET, yang memungkinkan untuk melihat pola estimasi kalori, sehingga dapat menjawab pertanyaan penelitian mengenai bagaimana pola estimasi kalori harian selama aktivitas olahraga harian. Menurut Cooksey (2020), statistik deskriptif berfungsi untuk merangkum data, mengidentifikasi pola, dan mendeteksi anomali sebelum dilakukan analisis inferensial seperti uji t berpasangan. Data yang digunakan dalam penelitian ini mencakup tiga partisipan yang masing-masing menjalani 15 sesi latihan lari. Setiap sesi menghasilkan dua jenis data utama, yaitu kalori dari hasil pengukuran *smartwatch* ($K_{\text{smartwatch}}$) dan kalori hasil perhitungan manual (K_{manual}). Selain itu, data pendukung seperti kecepatan rata-rata (mph), detak jantung (bpm), dan jarak tempuh (km) juga digunakan untuk memperkuat interpretasi terhadap aktivitas fisik yang dilakukan selama sesi latihan. Pendekatan ini memastikan bahwa distribusi data telah dipahami dengan baik sebelum ditarik kesimpulan mengenai perbedaan antar metode pengukuran.

Analisis deskriptif ini dilakukan untuk menghitung nilai rata-rata (*mean*), simpangan baku (*standard deviation*), nilai maksimum dan minimum dari setiap variabel. Nilai rata-rata kalori

yang diperoleh dari *smartwatch* dan hasil perhitungan manual kemudian dibandingkan secara visual menggunakan grafik dan tabel untuk melihat tren umum antar partisipan serta potensi adanya perbedaan pola pengukuran.

Rumus yang digunakan mengacu pada formula statistik umum yang juga digunakan dalam literatur teknik dan hidrologi. Toisuta et al. (2024) menyatakan bahwa nilai rata-rata dapat dihitung dengan:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad (3.3)$$

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n - 1}} \quad (3.4)$$

Dengan:

- a. $\bar{X}$: nilai rata-rata
- b. S : simpangan baku
- c. X_i : nilai ke-I dari data pengamatan
- d. n : jumlah data

Nilai-nilai tersebut digunakan untuk membandingkan kecenderungan hasil estimasi kalori antar partisipan, serta untuk menilai seberapa besar variasi pengukuran dari setiap metode. Hasil dari analisis ini juga divisualisasikan dalam bentuk tabel dan grafik per individu, sehingga pola perbedaan antara $K_{\text{smartwatch}}$ dan K_{manual} dapat diamati sebelum dilakukan pengujian lebih lanjut.

Menurut Cooksey (2020) dalam *Descriptive Statistics for Summarising Data*, analisis deskriptif dapat mampu memfasilitasi deskripsi dan peringkasan data sekaligus membantu mengidentifikasi pola, tren, serta menyajikan *outliers* sebelum menerapkan uji t berpasangan. Dengan demikian, deskriptif berfungsi sebagai fondasi untuk memahami distribusi data dan karakteristiknya secara komprehensif.

Hasil dari analisis deskriptif akan menampilkan perbandingan rata-rata kalori antara metode manual dan *smartwatch* untuk ketiga individu. Jika terdapat perbedaan yang signifikan secara kasat mata, hal tersebut akan dikonfirmasi secara statistik melalui uji t berpasangan pada tahap analisis inferensial. Dengan pendekatan ini, peneliti dapat memastikan apakah perangkat

smartwatch memberikan estimasi pengeluaran energi yang setara atau justru berbeda dari perhitungan fisiologis konvensional berbasis MET.

3.6 Analisis Inferensia (Uji t Berpasangan)

Untuk menjawab pertanyaan penelitian mengenai apakah terdapat perbedaan signifikan antara estimasi kalori dari *smartwatch* dan perhitungan manual berbasis MET, sejauh mana tingkat kesesuaian antara kedua metode, serta bagaimana konsistensi hasil estimasi kalori dalam konteks penggunaan harian, digunakan analisis inferensial berupa uji t berpasangan (*paired t-test*). Analisis ini memungkinkan perbandingan langsung antar kedua metode estimasi kalori yang diperoleh pada kondisi aktivitas yang sama, sehingga dapat ditentukan secara statistik apakah perbedaan yang terjadi bersifat signifikan atau menunjukkan tingkat kesesuaian yang memadai.

3.6.1 Uji Asumsi Normalitas

Sebelum dilakukan uji t berpasangan, terlebih dahulu dilakukan uji normalitas terhadap distribusi data selisih (d) antara hasil kalori dari *smartwatch* dan hasil perhitungan manual berbasis MET. Uji ini penting karena uji t termasuk metode parametrik, yang mensyaratkan bahwa data berdistribusi normal agar hasilnya valid. Uji normalitas yang digunakan dalam penelitian ini adalah uji Shapiro-Wilk, karena uji ini lebih sensitif dan direkomendasikan untuk ukuran sampel kecil hingga sedang ($n < 50$). Menurut (Ghasemi & Zahediasl, 2012), Shapiro-Wilk memberikan kekuatan statistik terbaik dalam mendeteksi penyimpangan dari distribusi normal dibandingkan dengan uji Kolmogorov-Smirnov.

Hipotesis:

- a. H_0 : Data berdistribusi normal
- b. H_1 : Data tidak berdistribusi normal

Rumus dasar uji Shapiro-Wilk ditulis sebagai berikut (Sianturi, 2025):

$$W_{hitung} = \frac{(\sum_{i=1}^n a_i x_{(i)})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (3.5)$$

Dengan:

- a. x_i : data ke-i setelah diurutkan,
- b. $\bar{x}$: rata-rata sampel,

- c. a_i : konstanta yang diperoleh dari metrik kovarian populasi normal.

Kriteria pengujian:

- a. $W_{hitung} > W_{tabel} = \text{terima } H_0 \text{ (Data berdistribusi normal)}$
- b. $W_{hitung} < W_{tabel} = \text{tolak } H_0 \text{ (Data tidak berdistribusi normal)}$

Atau dapat dilihat dari *output p-value* yang dihasilkan dari software R:

- a. Jika $p > 0,05$: data berdistribusi normal, uji t berpasangan dapat dilanjutkan (gagal tolak H_0).
- b. Jika $p \leq 0,05$: data tidak normal, maka digunakan uji alternatif Wilcoxon Signed Rank Test (tolak H_0).

Dengan adanya tahap uji normalitas ini, penelitian ini memastikan bahwa distribusi selisih (d) memenuhi asumsi uji parametrik. Apabila asumsi normalitas terpenuhi, maka uji t berpasangan dapat digunakan; jika tidak terpenuhi, maka analisis dilanjutkan menggunakan uji nonparametric, yaitu Wilcoxon Signed Rank Test.

3.6.2 Uji t Berpasangan (*Paired t-test*)

Tahapan analisis inferensial dalam penelitian ini bertujuan untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan yang signifikan antara hasil perhitungan kalori secara manual berbasis MET dan estimasi kalori yang dihasilkan oleh *smartwatch* pada sesi lari yang sama. Metode uji yang digunakan adalah uji t berpasangan (*paired t-test*), karena setiap individu memiliki dua hasil pengukuran yang diambil dari kondisi latihan yang sama, satu dari perhitungan manual dan satu lagi dari hasil pengukuran *smartwatch*.

Uji t berpasangan digunakan ketika dua pengukuran berasal dari sampel yang sama atau kondisi yang identik, sehingga dapat mendeteksi perbedaan nyata antara keduanya. Menurut Fuller et al. (2020) pendekatan komparatif seperti ini memang umum digunakan dalam studi validitas perangkat *wearable* untuk menilai akurasi pengukuran energi dan detak jantung. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa meskipun hasil pengukuran dari *smartwatch* memiliki variasi, secara statistik sebagian besar masih menunjukkan korelasi yang cukup kuat terhadap metode referensi laboratorium.

Hipotesis:

- a. H_0 : Kedua metode tidak terdapat perbedaan
- b. H_1 : Kedua metode terdapat perbedaan

Secara matematis, rumus uji t berpasangan dituliskan sebagai berikut (Ayu Rahmani et al., 2025):

$$t_{hitung} = \frac{\bar{d}}{s_d/\sqrt{n}} \quad (3.6)$$

Dengan:

- a. $\bar{d}$ adalah rata-rata selisih antar pasangan data ($d_i = X_{smartwatch,i} - X_{manual,i}$),
- b. s_d adalah simpangan baku dari selisih d_i ,
- c. n adalah jumlah pasangan data.

Langkah analisis yang dilakukan melalui tahapan berikut:

1. Hitung selisih d_i antara hasil perhitungan kalori *smartwatch* dan hasil manual untuk setiap sesi.
2. Tentukan rata rata selisih ($\bar{d}$) dan simpangan baku (s_d).
3. Hitung nilai t-hitung menggunakan rumus diatas.
4. Bandingkan dengan nilai t-tabel atau lihat nilai *p-value* pada tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$.

Kriteria pengujian hipotesis ini adalah sebagai berikut:

- a. Jika $t_{hitung} > t_{tabel}$, maka H_1 diterima
- b. Jika $t_{hitung} < t_{tabel}$, maka H_0 diterima

Atau dapat dilihat dari *output p-value* yang dihasilkan dari software R:

- a. Jika $p \leq 0,05$: maka terdapat perbedaan signifikan antara kedua metode (tolak H_0).
- b. Jika $p > 0,05$: maka tidak terdapat perbedaan signifikan, artinya hasil pengukuran *smartwatch* dapat dianggap cukup sesuai dengan perhitungan manual (gagal menolak H_0).

Menurut Germini et al. (2022), estimasi energi pada *smartwatch* menunjukkan tingkat akurasi yang rendah, ditandai dengan nilai MAPE yang konsisten berada diatas 30% pada seluruh merek perangkat yang diuji. Hal ini menunjukkan bahwa *smartwatch* cenderung menghasilkan estimasi energi yang bervariasi dan sering kali mengalami *underestimation* maupun *overestimation* ketika dibandingkan dengan metode referensi berbasis laboratorium. Dengan demikian, kesenjangan nilai antara *smartwatch* dan metode fisiologis bukan disebabkan perbedaan yang kecil atau tidak signifikan, melainkan karena keterbatasan algoritma internal dan variabilitas antar perangkat yang masih cukup besar.

3.7 Analisis Klasifikasi Tingkat Kesesuaian

Sebagai pelengkap analisis utama dalam penelitian ini, dilakukan analisis tambahan berbasis komputasi untuk membantu mengidentifikasi pola tingkat kesesuaian estimasi kalori yang dihasilkan oleh *smartwatch* terhadap perhitungan manual berbasis MET. Dalam analisis data *wearable*, umumnya diterapkan tahapan pra-pemrosesan data, pembentukan representasi fitur, serta proses klasifikasi untuk membedakan karakteristik aktivitas berdasarkan data sensor yang terekam. Attal et al. (2015) memaparkan bahwa proses *human activity recognition* (HAR) berbasis *wearable* umumnya melalui tahapan penempatan sensor, data *pre-processing* (seperti *filtering*, *windowing*, dan ekstraksi fitur), lalu klasifikasi, dimana fitur hasil olahan menjadi input model untuk dipetakan ke kelas aktivitas sehingga interpretasi aktivitas pengguna dapat dilakukan secara sistematis.

Analisis tambahan ini tidak dimaksudkan untuk menggantikan analisis inferensial yang menjadi fokus utama penelitian, melainkan untuk memberikan perspektif tambahan berupa pengelompokan tingkat kesesuaian estimasi berdasarkan karakteristik data aktivitas. Dalam konteks analisis tingkat kesesuaian estimasi pengeluaran energi pada penelitian ini, pendekatan klasifikasi probabilistik dapat dimanfaatkan untuk mengelompokkan hasil pengukuran ke dalam kategori kesesuaian. Fauzi Zakaria et al. (2025) menunjukkan bahwa metode Naive Bayes efektif digunakan untuk mengklasifikasikan kategori keputusan (seperti cocok atau tidak cocok) berdasarkan parameter input melalui perhitungan probabilitas tiap fitur dan pemilihan kelas dengan probabilitas tertinggi.

3.7.1 Pembentukan Label Tingkat Kesesuaian

Tingkat kesesuaian ditentukan menggunakan persentase kesalahan absolut antara estimasi kalori *smartwatch* dan nilai pembanding berbasis MET pada sesi aktivitas yang sama. Nilai presentase kesalahan kemudian dikategorikan menjadi tiga kelas, yaitu sesuai, cukup sesuai, dan tidak sesuai. Penetapan ambang ini mengikuti interpretasi umum MAPE yang sering digunakan dalam literatur, dimana nilai $MAPE \leq 10\%$ dikaitkan dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah, 10 sampai 20% masih tergolong baik, dan nilai di atasnya menunjukkan deviasi yang lebih besar, interpretasi ini dirujuk dari Lewis (1982) sebagaimana dikutip oleh Lee et al. (2008).

Selain itu, dalam penelitian *wearable*, ambang $\leq 10\%$ juga sering dipakai sebagai batas kesalahan yang dapat diterima untuk menilai kedekatan hasil perangkat terhadap acuan. Sebagai contoh, Kitagaki et al. (2025) menyatakan bahwa $MAPE \leq 10\%$ digunakan sebagai

kriteria *acceptable* pada evaluasi kesesuaian pengukuran *wearable*. Disisi lain, pada konteks validasi perangkat aktivitas, Moore et al. (2020) juga merujuk persyaratan kesalahan perangkat yang ditetapkan pada kisaran $\leq 10\%$ MAPE untuk kategori *error* yang dapat diterima.

Berdasarkan rujukan tersebut, pada penelitian ini ditetapkan kategori: $\leq 10\%$ sebagai sesuai, 10-20% sebagai cukup sesuai, dan $>20\%$ sebagai tidak sesuai, untuk membedakan tingkat deviasi estimasi kalori *smartwatch* terhadap nilai pembandingan.

3.7.2 Variabel Input dan Output

Pada tahap ini disusun himpunan variabel untuk membentuk data masukan (fitur) dan target (label). Variabel masukan merepresentasikan karakteristik aktivitas dan informasi yang terekam pada perangkat *smartwatch*, seperti durasi aktivitas, kecepatan, detak jantung, estimasi kalori, serta jenis aktivitas. Jenis aktivitas yang bersifat kategorikal ditransformasikan ke bentuk numerik agar dapat diolah oleh model klasifikasi. Penyusunan dan representasi fitur seperti ini merupakan praktik umum dalam analisis data *wearable*, karena proses pengenalan aktivitas umumnya mengikuti tahapan berurutan mulai dari pra-pemrosesan dan segmentasi data hingga pembentukan fitur sebelum tahap klasifikasi. Tahapan ini diperlukan untuk mengekstrak informasi yang bermakna, mengenali pola aktivitas, serta menyediakan format input terstruktur bagi model pembelajaran mesin sehingga kinerja klasifikasi menjadi lebih baik Rehman et al. (2024). Sementara itu, variabel target ditetapkan sebagai kategori tingkat kesesuaian yang dibentuk berdasarkan aturan *threshold* presentase kesalahan estimasi seperti telah dijelaskan pada subbab sebelumnya.

3.7.3 Model Klasifikasi

Model klasifikasi yang diterapkan pada penelitian ini adalah Gaussian Naive Bayes. Pemilihan model tersebut didasarkan pada karakteristik Naive Bayes yang bersifat sederhana, mudah diinterpretasikan, serta memiliki kompleksitas komputasi yang relatif rendah, sehingga sesuai digunakan sebagai metode analisis tambahan pada dataset dengan jumlah yang terbatas. Pada tahap ini, model klasifikasi digunakan untuk memberikan gambaran awal mengenai pola pengelompokkan tingkat kesesuaian, tanpa menggeser fokus utama penelitian.

Selain itu, Naive Bayes merupakan pendekatan klasifikasi berbasis probabilitas yang dapat digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam kategori tertentu berdasarkan fitur masukan. Fauzi Zakaria et al. (2025) menjelaskan bahwa Naive Bayes dipilih karena mampu

menghasilkan prediksi berbasis probabilitas dan dapat diterapkan pada data yang direpresentasikan dalam bentuk fitur yang sesuai. Pada penelitian ini, fitur numerik (seperti durasi, kecepatan, *heart rate*, berat badan, dan kalori *smartwatch*) dipertahankan dalam bentuk numerik, sedangkan variabel jenis aktivitas direpresentasikan dalam bentuk variabel *dummy* (*one-hot encoding*). Dengan demikian, Gaussian Naive Bayes digunakan untuk memodelkan kecenderungan tiap kelas tingkat kesesuaian berdasarkan distribusi fitur numerik dan menghasilkan prediksi kelas dengan probabilitas paling tinggi.

3.7.4 Pembagian Data dan Prosedur Evaluasi

Pada tahap ini dilakukan pembagian dataset menjadi data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*) untuk mendukung proses evaluasi model klasifikasi secara lebih objektif. Pembagian data ini bertujuan agar kinerja model dievaluasi menggunakan data yang tidak terlibat pada proses pembelajaran, sehingga hasil evaluasi tidak hanya mencerminkan kemampuan model dalam menyesuaikan diri terhadap data penelitian, tetapi juga menunjukkan kecenderungan model dalam mengklasifikasikan data baru.

Dalam implementasinya, proporsi data uji ditetapkan sebesar 30% dari total dataset, sedangkan 70% sisanya digunakan sebagai data latih. Proporsi ini dipilih karena umum digunakan pada penelitian dengan ukuran dataset terbatas, sehingga jumlah data latih tetap memadai tanpa mengabaikan kebutuhan untuk mengevaluasi. Untuk menjaga konsistensi pembagian data, nilai *random state* ditetapkan (*random_state* = 42) agar proses pembagian dapat direplikasi pada pengujian ulang.

Evaluasi hasil klasifikasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk melihat sebaran prediksi benar dan salah pada tiap kategori tingkat kesesuaian. Selain akurasi, digunakan pula metrik *precision* dan *recall* agar evaluasi tidak hanya bergantung pada ukuran agregat. Hal ini penting karena metrik akurasi dapat menjadi bias ketika proporsi kelas tidak seimbang dan cenderung menguntungkan kelas mayoritas, sehingga diperlukan metrik lain seperti *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang dapat mengevaluasi performa model pada setiap kelas secara lebih mendetail (Abdel-Salam et al., 2021). Sementara itu, *precision* menunjukkan proporsi prediksi yang benar pada satu kelas dibandingkan dengan seluruh prediksi pada kelas tersebut, sedangkan *recall* menggambarkan kemampuan model dalam mengenali seluruh data yang benar-benar termasuk ke dalam kelas yang bersangkutan. Berdasarkan hasil pengujian, digunakan metrik *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk menilai kinerja model pada tiap kategori. Penggunaan metrik per kelas ini membantu membaca kecenderungan model dalam mengelompokkan tingkat

kesesuaian, sehingga hasil klasifikasi dapat dipakai sebagai analisis pendukung untuk melihat pola awal pada data (Fauzi Zakaria et al., 2025).

Perlu ditegaskan bahwa proses evaluasi pada subbab ini tidak dimaksudkan untuk menjadikan performa prediksi sebagai fokus utama penelitian. Evaluasi dilakukan untuk membantu memahami kecenderungan pengelompokkan tingkat kesesuaian estimasi kalori serta pola klasifikasi yang terbentuk berdasarkan karakteristik aktivitas yang dianalisis. Dengan demikian, hasil evaluasi digunakan sebagai analisis pendukung yang melengkapi analisis inferensial yang menjadi fokus utama penelitian.

3.7.5 Simulasi Penerapan pada Data Aktivitas Baru

Sebagai bentuk simulasi penerapan, model klasifikasi yang telah dibangun digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat kesesuaian pada data aktivitas yang baru yang tidak dilibatkan dalam proses pelatihan model. Tahap ini bertujuan untuk menunjukkan bagaimana model mengidentifikasi kategori tingkat kesesuaian berdasarkan pola yang telah dipelajari dari data sebelumnya, sehingga dapat memberikan gambaran penerapan model pada kondisi data baru.

Dalam konteks analisis data *wearable*, penerapan model klasifikasi pada data aktivitas baru merupakan pendekatan yang umum digunakan untuk membantu membaca pola aktivitas dan menginterpretasikan karakteristik data hasil pengukuran sensor. Pada analisis klasifikasi, evaluasi model dilakukan menggunakan data uji yang tidak terlibat dalam proses pelatihan. Pendekatan ini diperlukan untuk melihat kecenderungan generalisasi model ketika dihadapkan pada sampel yang belum pernah dilihat sebelumnya (*unseen data*), sehingga hasil klasifikasi tidak hanya merefleksikan kecocokan terhadap data latih (Rehman et al., 2024).

3.8 Interpretasi

Tahapan interpretasi merupakan bagian penting dalam metodologi penelitian yang berfungsi untuk memahami dan menjelaskan makna dari hasil analisis data secara menyeluruh. Dalam penelitian ini, proses interpretasi dilakukan setelah analisis inferensial menggunakan uji *t* berpasangan yang membandingkan hasil perhitungan kalori manual berbasis MET dengan estimasi kalori yang dihasilkan oleh *smartwatch* pada sesi aktivitas olahraga yang sama.

Interpretasi ditujukan untuk menjawab pertanyaan utama penelitian, yaitu apakah terdapat perbedaan yang signifikan antara kedua metode estimasi energi tersebut, sehingga dapat dinilai sejauh mana tingkat kesesuaian (*agreement*) antara pendekatan algoritmik *smartwatch* dan pendekatan fisiologis berbasis MET. Melalui tahapan ini, peneliti menelaah bukan hanya nilai

statistik seperti *p-value*, *mean difference*, dan arah selisih, tetapi juga makna praktisnya dalam konteks penggunaan *smartwatch* sebagai alat bantu pemantau aktivitas fisik.

Dalam proses interpretasi, hasil uji t berpasangan dianalisis dengan mengacu pada konteks fisiologis perhitungan MET serta karakteristik estimasi energi yang dihasilkan oleh perangkat *wearable* sebagaimana dijelaskan pada Bab II. Jika hasil pengujian menunjukkan tidak adanya perbedaan signifikan, interpretasi diarahkan pada kesimpulan mengenai tingkat kesesuaian yang baik antara kedua metode. Sebaliknya, apabila ditemukan perbedaan yang signifikan, interpretasi difokuskan pada analisis penyebab deviasi serta implikasinya terhadap penggunaan *smartwatch* sebagai alat estimasi energi

Dengan demikian, tahapan interpretasi berfungsi untuk menghubungkan temuan statistik pada Bab IV dengan konteks fisiologis, teknis, dan praktis, sehingga menghasilkan pemahaman yang komprehensif mengenai tingkat kesesuaian antara estimasi energi berbasis *smartwatch* dan metode manual berbasis MET. Hasil interpretasi ini pada akhirnya memberikan dasar ilmiah yang kuat untuk menarik kesimpulan pada bab berikutnya.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Deskripsi Data Penelitian

Penelitian ini membandingkan hasil estimasi pengukuran kalori yang diperoleh dari dua perangkat *wearable*, Xiaomi Smart Band 8 dan Xiaomi Smart Band 10 dengan perhitungan manual berbasis MET. Pengambilan data dilakukan terhadap tiga partisipan yang masing-masing menjalani 15 sesi aktivitas dengan karakteristik gerak yang berbeda, yaitu:

- a. Individu A: Lari menggunakan Xiaomi Smart Band 10
- b. Individu B: Berjalan menggunakan Xiaomi Smart Band 8
- c. Individu C: Jogging menggunakan Xiaomi Smart Band 10

Sebagai tambahan, individu A juga melakukan aktivitas lari menggunakan Xiaomi Smart Band 8, sehingga menghasilkan dua dataset aktivitas lari dari perangkat yang berbeda. Data tambahan ini digunakan sebagai informasi pendukung yang bersifat eksploratif untuk memperkaya interpretasi hasil utama penelitian. Analisis terhadap data pembanding tersebut tidak dimaksudkan untuk menarik kesimpulan inferensial atau melakukan generalisasi, melainkan untuk melihat perbedaan hasil estimasi antara metode manual berbasis MET dan *smartwatch* dipengaruhi oleh perbedaan perangkat yang digunakan atau variasi intensitas aktivitas, sehingga evaluasi tingkat kesesuaian antar metode dapat dilakukan secara lebih komprehensif.

4.2 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif dilakukan untuk memberikan gambaran awal mengenai pola data hasil pencatatan kalori antara metode manual berbasis MET dan pengukuran melalui *smartwatch* Xiaomi Smart Band 8 serta Xiaomi Smart Band 10. Analisis ini bertujuan untuk memahami perbedaan pola pengukuran pada setiap individu yang memiliki karakteristik aktivitas berbeda, yaitu lari (A), jalan (B), dan kombinasi jogging (C).

Pada tahap ini, data lari tambahan dari individu A menggunakan Xiaomi Smart Band 8 turut disertakan sebagai pembanding antar metode dan antar perangkat, serta untuk memastikan hasil antar perangkat.

4.2.1 Statistik Deskriptif

Hasil statistik deskriptif masing-masing variabel disajikan pada Tabel 4.1:

Tabel 4.1 Statistik perbandingan

Variabel	Deskriptif	Individu-Aktivitas						Data Pembanding	
		A-Running		B-Walking		C-Jogging		Mi Band 8 - Running	
Kecepatan (mph)	Rata-rata	4.54		2.51		2.90		4.35	
	Std. Dev	0.21		0.31		0.17		0.27	
	Min-Max	4.17	4.90	2.02	3.26	2.50	3.12	4.02	4.88
Jarak (km)	Rata-rata	3.67		2.01		2.278		3.52	
	Std. Dev	0.18		0.25		0.16		0.21	
	Min-Max	3.26	4	1.57	2.62	1.93	2.5	3.27	3.93
Detak jantung (bpm)	Rata-rata	142.93		127.79		131.29		182	
	Std. Dev	7.53		4.17		12.75		2	
	Min-Max	128	157	119	135	108	145	179	185
Durasi (jam)	Rata-rata	0.51		0.51		0.51		0.52	
	Std. Dev	0.01		0.01		0.01		0.05	
	Min-Max	0.50	0.56	0.50	0.55	0.50	0.55	0.50	0.64
K_manual (kcal)	Rata-rata	227.06		95.38		147.72		232.59	
	Std. Dev	6.63		4.16		4.12		22.40	
	Min-Max	222.49	249.26	91.20	102.81	144.24	157.44	222.62	283.30
K_smartwatch (kcal)	Rata-rata	226.33		124		127.8		196.71	
	Std. Dev	13.22		25.79		42.13		31.95	
	Min-Max	202	246	87	156	66	241	163	238

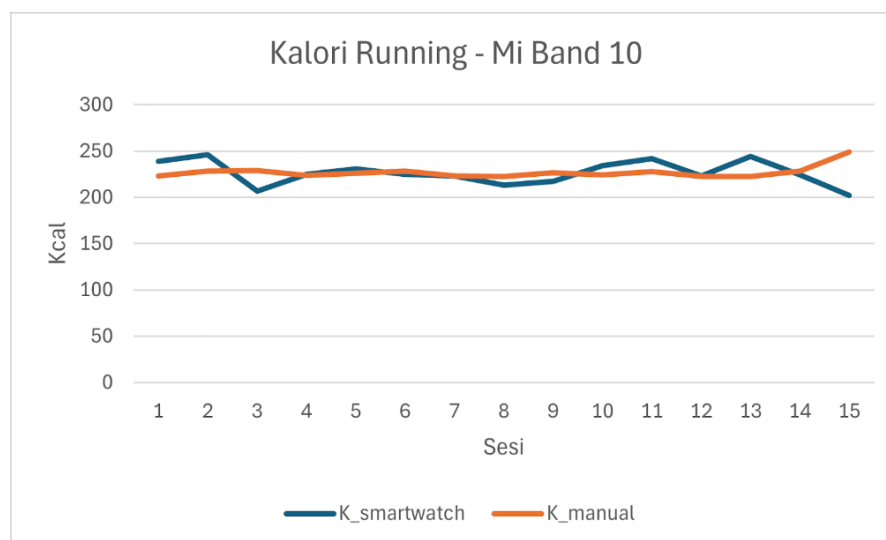
Berdasarkan Tabel 4.1 diatas, nilai rata-rata kalori hasil perhitungan manual dan *smartwatch* memiliki pola berbeda di setiap individu.

- Pada individu A (*Running*, Mi Band 10), nilai rata-rata kalori *smartwatch* (226.3 kcal) dan manual (227.06 kcal) hampir identik, dengan simpangan baku yang relatif kecil pada kedua metode (13.22 dengan 6.63), menunjukkan kestabilan pengukuran.
- Pada individu B (*Walking*, Mi Band 8), *smartwatch* menghasilkan rata-rata kalori lebih tinggi (124 dan 95.38 kcal) dengan simpangan baku yang jauh lebih besar (25.79 dengan 4.16), mengindikasikan adanya variabilitas dan estimasi yang tinggi serta kecenderungan overestimasi pada aktivitas berjalan.
- Individu C (*Jogging*, Mi Band 10) menunjukkan hasil rata-rata *smartwatch* lebih rendah (127.8 dan 147.72 kcal), dengan simpangan baku *smartwatch* yang lebih tinggi ($SD = 42.13$), menunjukkan ketidakstabilan estimasi pada intensitas jogging.
- Sedangkan pada data perbandingan (*Running*, Mi Band 8), hasil manual (232.59 kcal) dan *smartwatch* (196.7 kcal) relatif mendekati, menunjukkan bahwa Mi Band 8 dapat bekerja lebih stabil pada intensitas tinggi.

4.2.2 Visualisasi Perbandingan Kalori

Perbandingan hasil estimasi kalori antara metode manual dan *smartwatch* divisualisasikan pada grafik berikut.

- Aktivitas Lari (Xiaomi Smart Band 10)



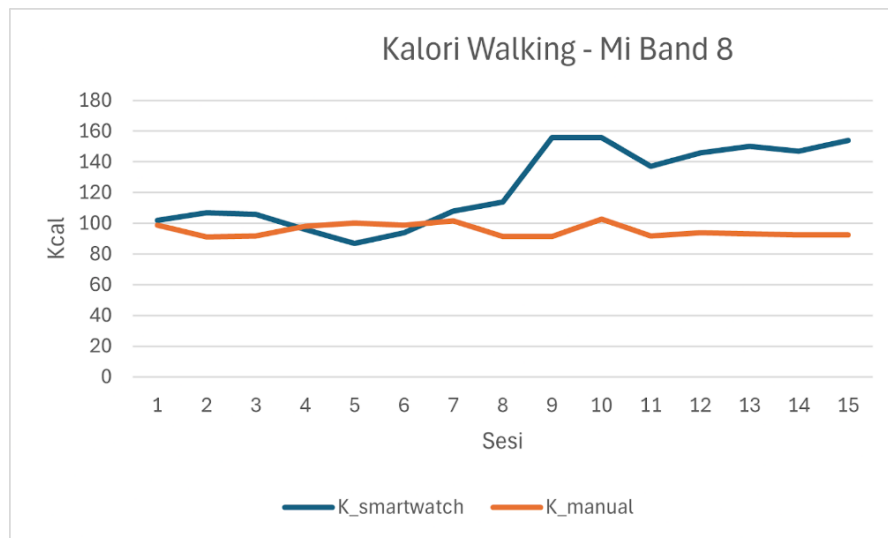
Gambar 4.1 Grafik kalori lari

Grafik pada **Error! Reference source not found.** memperlihatkan bahwa estimasi kalori antara metode manual berbasis MET dan *smartwatch* pada aktivitas lari (Mi Band 10) cenderung

mengikuti pola yang berdekatan sepanjang 15 sesi. Nilai perhitungan manual tampak lebih stabil, sedangkan estimasi *smartwatch* menunjukkan sedikit variasi mengikuti dinamika aktivitas selama berlari.

Secara keseluruhan, kedua metode menunjukkan kecenderungan yang serupa, sehingga mengindikasikan adanya tingkat kesesuaian yang baik pada aktivitas lari berintensitas sedang hingga tinggi.

b. Aktivitas Berjalan (Xiaomi Smart Band 8)

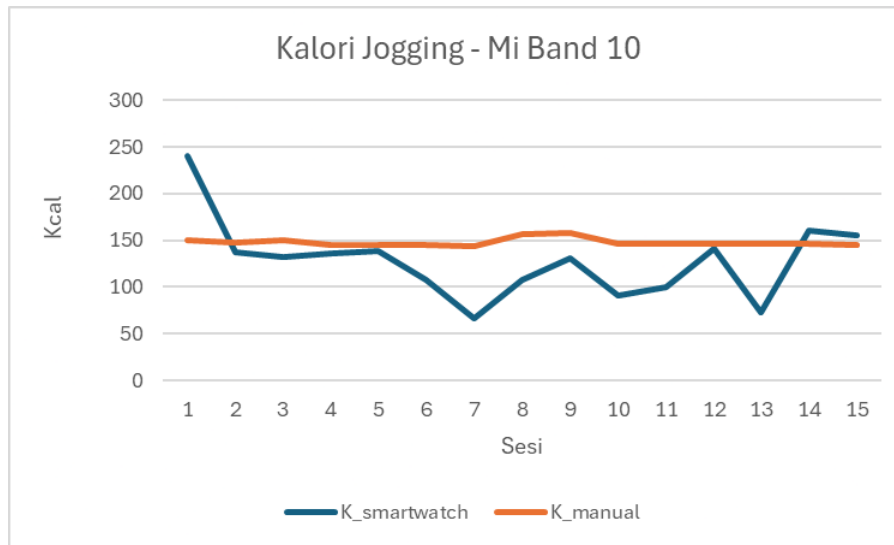


Gambar 4.2 Grafik kalori berjalan

Pada aktivitas berjalan, estimasi dari *smartwatch* cenderung berada diatas perhitungan manual berbasis MET, terutama mulai sesi ke-8 hingga sesi ke-15. Pola ini menunjukkan bahwa pada intensitas rendah, nilai yang dihasilkan *smartwatch* lebih bervariasi dibandingkan metode manual yang relatif stabil.

Perbedaan tersebut dapat dipengaruhi oleh respons sensor terhadap perubahan detak jantung dan gerakan yang tidak selalu konstan selama berjalan. Oleh karena itu, hasil pada aktivitas berjalan memperlihatkan tingkat kesesuaian yang lebih rendah dibandingkan aktivitas dengan intensitas yang lebih tinggi.

c. Aktivitas Jogging (Xiaomi Smart Band 10)

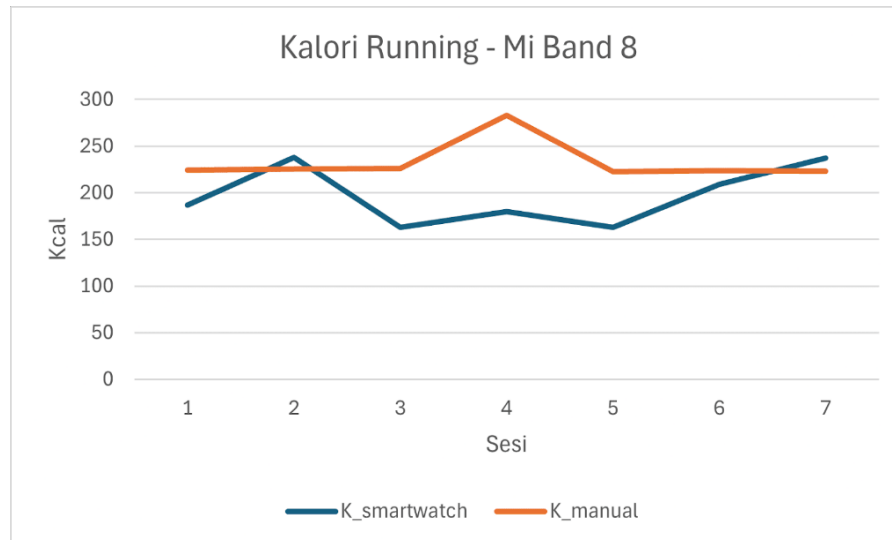


Gambar 4.3 Grafik kalori jogging

Pada aktivitas jogging, estimasi kalori dari *smartwatch* tampak lebih fluktuatif dibandingkan perhitungan manual berbasis MET. Beberapa sesi menunjukkan nilai *smartwatch* berada dibawah perhitungan manual, terutama pada sesi dengan perubahan ritme atau intensitas gerakan.

Sementara itu, perhitungan manual menghasilkan pola yang lebih stabil karena didasarkan pada nilai MET yang menggunakan intensitas rata-rata setiap sesi. Perbedaan yang muncul bersifat bervariasi namun tidak terlalu lebar, sehingga secara umum kedua metode masih memperlihatkan tingkat kesesuaian yang moderat pada aktivitas jogging berintensitas ringan hingga sedang.

d. Data Pembandingan Lari (Xiaomi Smart Band 8)



Gambar 4.4 Grafik kalori data pembandingan

Hasil pembandingan menunjukkan bahwa pada aktivitas lari, estimasi kalori dari Mi Band 8 cenderung mengikuti pola yang lebih mendekati perhitungan manual berbasis MET. Kedekatan kedua garis pada grafik mengindikasikan bahwa perangkat ini memberikan hasil yang relatif konsisten ketika digunakan pada aktivitas berintensitas tinggi.

Temuan ini mendukung dugaan bahwa perbedaan besar yang muncul pada individu B (berjalan) lebih berkaitan dengan intensitas aktivitas yang rendah, bukan karena perbedaan seri perangkat. Dengan demikian, Mi Band 8 maupun 10 cenderung bekerja lebih stabil pada aktivitas lari dibandingkan aktivitas berjalan.

4.2.3 Interpretasi Deskriptif

Secara umum, hasil analisis deskriptif menunjukkan bahwa:

1. Tingkat kesesuaian antara kedua metode cenderung meningkat seiring naiknya intensitas aktivitas. Pada aktivitas lari, estimasi kalori *smartwatch* menghasilkan pola yang lebih mendekati perhitungan manual berbasis MET. Intensitas yang lebih tinggi membuat respons sensor terhadap gerakan dan detak jantung lebih stabil, sehingga perbedaan antar metode relatif kecil.
2. Pada aktivitas berintensitas rendah, estimasi kalori *smartwatch* cenderung lebih tinggi dibandingkan perhitungan manual. Hal ini terlihat pada aktivitas berjalan (Individu B), dimana nilai *smartwatch* secara konsisten berada di atas hasil manual. Kondisi ini mencerminkan bahwa algoritma perangkat lebih sensitif terhadap fluktuasi gerakan dan detak jantung pada intensitas rendah.

3. Variabilitas pengukuran lebih besar pada aktivitas ringan dan kombinasi jogging. Nilai simpangan baku (SD) yang cukup tinggi pada individu B dan C menunjukkan bahwa estimasi *smartwatch* lebih dipengaruhi oleh perubahan ritme gerak dan detak jantung, sehingga menghasilkan fluktuasi yang lebih besar dibandingkan perhitungan manual yang cenderung lebih stabil.
4. Perbedaan antara seri perangkat relatif kecil, terutama pada aktivitas lari. Hasil pembandingan pada individu A menunjukkan bahwa Mi Band 8 dan 10 menghasilkan pola yang serupa saat digunakan pada aktivitas intensitas tinggi. Dengan demikian, perbedaan seri perangkat bukan faktor utama dalam variasi hasil, melainkan intensitas aktivitas yang dilakukan.

4.3 Analisis Individu A

4.3.1 Uji Normalitas

Uji normalitas ini bertujuan untuk memastikan bahwa data selisih antara hasil estimasi kalori dari Mi Band 10 dan perhitungan manual berbasis MET berdistribusi normal. Uji dilakukan dengan metode Kolmogorov-Smirnov dan Shapiro-Wilk, karena jumlah sampel adalah 15 (<50) (Avram & Mărușteri, 2022).

Tabel 4.2 Uji normalitas individu A

Uji	<i>Statistic</i>	df	Sig.	Keterangan
Shapiro-Wilk	0.900	15	0.0942	Normal

Berdasarkan nilai signifikansi > 0.05 , maka dapat disimpulkan bahwa data selisih berdistribusi normal. Dengan terpenuhinya asumsi ini, data layak dianalisis menggunakan uji t berpasangan. Temuan ini sejalan dengan panduan Mishra et al. (2019) yang menegaskan bahwa uji normalitas dalam *paired sample t-test* dilakukan terhadap nilai selisih antar pengukuran, bukan masing-masing variabel.

4.3.2 Uji t Berpasangan

Uji t berpasangan digunakan untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan signifikan antara hasil estimasi kalori dari Mi Band 10 dan perhitungan manual pada aktivitas lari.

Tabel 4.3 Uji t berpasangan individu A

Komponen	Nilai	Keterangan
<i>Mean difference</i> (S-M)	-0.72334 kkal	<i>Smartwatch</i> < Manual
t	-0.161	Nilai t hitung
df	14	Derajat bebas
Sig. (2-tailed)	0.875	Tidak signifikan

Hasil uji menunjukkan nilai *mean difference* sebesar -0.72334 kkal, yang mengindikasikan bahwa rata-rata estimasi kalori yang dihasilkan oleh *smartwatch* sedikit lebih rendah dibandingkan dengan perhitungan manual berbasis MET pada individu A. Namun berdasarkan hasil pengujian diperoleh nilai $p = 0.875 > 0.05$, sehingga perbedaan tersebut tidak signifikan secara statistik. Dengan demikian, dapat disimpulkan tidak ada perbedaan yang nyata antara kedua metode estimasi, dan keduanya dapat dikatakan menghasilkan estimasi yang sebanding pada aktivitas lari dengan intensitas cukup tinggi. Temuan ini mengindikasikan bahwa pada intensitas aktivitas yang lebih stabil dan teratur, seperti lari, tingkat kesesuaian antara estimasi *smartwatch* dan perhitungan MET menjadi lebih baik.

4.4 Analisis Individu B

4.4.1 Uji Normalitas

Uji normalitas dilakukan untuk memastikan distribusi data selisih antara hasil Mi Band 8 dan perhitungan manual.

Tabel 4.4 Uji normalitas individu B

Uji	<i>Statistic</i>	df	Sig.	Keterangan
Shapiro-Wilk	0.890	15	0.066	Normal

Berdasarkan nilai signifikansi > 0.05 menunjukkan bahwa data berdistribusi normal, sehingga uji t berpasangan dapat digunakan.

4.4.2 Uji t Berpasangan

Uji t berpasangan digunakan untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan signifikan antara hasil estimasi kalori dari Mi Band 8 dan perhitungan manual pada aktivitas berjalan.

Tabel 4.5 Uji t berpasangan individu B

Komponen	Nilai	Keterangan
<i>Mean difference (S-M)</i>	28.62 kkal	<i>Smartwatch</i> > Manual
t	4.027	Nilai t hitung
df	14	Derajat bebas
Sig. (2-tailed)	0.001	Signifikan

Hasil menunjukkan nilai $p = 0.001 < 0.05$, menunjukkan bahwa terdapat perbedaan signifikan antara hasil estimasi *smartwatch* dan metode manual pada aktivitas berjalan. *Smartwatch* menghasilkan estimasi kalori yang lebih tinggi secara konsisten dibandingkan perhitungan manual, yang tercermin pada selisih rata-rata sebesar 28.62 kkal yang menandakan adanya overestimasi pada aktivitas berintensitas rendah. Temuan ini sejalan dengan pola analisis deskriptif, dimana Mi Band 8 menunjukkan simpangan baku yang besar dan kecenderungan tren kalori meningkat pada sesi-sesi akhir. Hal ini konsisten dengan laporan penelitian sebelumnya, seperti Shcherbina et al. (2017) yang menemukan bahwa aktivitas berjalan menghasilkan *error* pengukuran tertinggi pada perangkat *wearable* karena variabilitas gerakan dan intensitas rendah membuat sinyal sensor lebih sulit diinterpretasikan.

4.5 Analisis Individu C

4.5.1 Uji Normalitas

Uji normalitas dilakukan terhadap data selisih estimasi kalori dari Mi Band 10 dan perhitungan manual pada aktivitas jogging.

Tabel 4.6 Uji normalitas individu C

Uji	<i>Statistic</i>	df	Sig.	Keterangan
Shapiro-Wilk	0.915	15	0.161	Normal

Nilai signifikansi > 0.05 menunjukkan data berdistribusi normal, sehingga analisis dapat dilanjutkan dengan uji t berpasangan.

4.5.2 Uji t Berpasangan

Uji t berpasangan digunakan untuk melihat apakah terdapat perbedaan signifikan antara hasil estimasi kalori Mi Band dan metode manual.

Tabel 4.7 Uji t berpasangan individu C

Komponen	Nilai	Keterangan
<i>Mean difference</i> (S-M)	-19.92 kkal	<i>Smartwatch</i> < Manual
t	-1.851	Nilai t hitung
df	14	Derajat bebas
Sig. (2-tailed)	0.085	Tidak signifikan

Hasil uji t berpasangan menunjukkan nilai *mean difference* sebesar -19.92 kkal, yang mengindikasikan kecenderungan *smartwatch* menghasilkan estimasi yang sedikit lebih rendah dibandingkan metode manual pada aktivitas jogging. Namun, hasil pengujian menunjukkan nilai $p = 0.085 > 0.05$, sehingga perbedaan tersebut tidak signifikan secara statistik. Dengan demikian, dapat disimpulkan tidak ada perbedaan yang nyata antara kedua metode estimasi kalori pada aktivitas jogging.

Temuan ini konsisten dengan analisis deskriptif, dimana pola kalori *smartwatch* pada aktivitas jogging menunjukkan fluktuasi sedang, tetapi masih mengikuti tren umum hasil manual. Aktivitas jogging memiliki karakteristik intensitas yang lebih stabil dibandingkan berjalan, sehingga *smartwatch* dapat menangkap dinamika gerakan dan detak jantung dengan lebih baik.

Dengan demikian, pada aktivitas jogging, tingkat kesesuaian antara *smartwatch* dan metode manual cukup baik, meskipun masih terdapat deviasi kecil yang wajar pada penggunaan perangkat *wearable*. Hal ini menunjukkan bahwa Mi Band 10 mampu memberikan estimasi energi yang relatif dapat diandalkan untuk aktivitas dengan intensitas moderat dan ritme yang lebih teratur.

4.6 Analisis Data Pembandingan

Uji data pembandingan dilakukan untuk menilai apakah perbedaan pada aktivitas berjalan (individu B) disebabkan oleh intensitas atau oleh perangkat. Individu A melakukan aktivitas lari menggunakan Mi Band 8 sebagai pembandingan.

4.6.1 Uji Normalitas

Uji normalitas dilakukan terhadap data selisih estimasi kalori dari Mi Band 8 dan perhitungan manual pada aktivitas lari.

Tabel 4.8 Uji normalitas individu data pembanding

Uji	<i>Statistic</i>	df	Sig.	Keterangan
Shapiro-Wilk	0.941	7	0.652	Normal

Nilai signifikansi > 0.05 menunjukkan data berdistribusi normal, sehingga analisis dapat dilanjutkan dengan uji t berpasangan.

4.6.2 Uji t Berpasangan

Uji t berpasangan digunakan untuk melihat apakah terdapat perbedaan signifikan antara hasil estimasi kalori Mi Band 8 dan metode manual.

Tabel 4.9 Uji t berpasangan data pembanding

Komponen	Nilai	Keterangan
<i>Mean difference (S-M)</i>	-35.87 kkal	<i>Smartwatch < Manual</i>
t	-2.205	Nilai t hitung
df	6	Derajat bebas
Sig. (2-tailed)	0.070	Tidak signifikan

Hasil uji menunjukkan nilai *mean difference* sebesar -35.87 kkal, yang mengindikasikan bahwa estimasi kalori yang dihasilkan oleh Mi Band 8 cenderung lebih rendah dibandingkan dengan perhitungan manual berbasis MET pada aktivitas lari. Namun, hasil pengujian menunjukkan nilai $p = 0.070 > 0.05$, sehingga perbedaan tersebut tidak signifikan secara statistik. Dengan demikian, deviasi yang terjadi belum cukup kuat untuk disimpulkan sebagai perbedaan yang bermakna antara kedua metode pengukuran. Meskipun terdapat selisih rata-rata sebesar, deviasi tersebut tidak cukup kuat secara statistik untuk disimpulkan sebagai perbedaan yang bermakna. Hal ini menunjukkan bahwa pada aktivitas dengan intensitas lebih tinggi dan ritme yang stabil, tingkat kesesuaian antara estimasi *smartwatch* dan metode manual menjadi lebih baik. Temuan ini juga mendukung hasil sebelumnya pada individu A (lari dengan Mi Band 10), dimana aktivitas berintensitas tinggi cenderung memberikan pola pengukuran yang lebih konsisten. Dengan demikian, perbedaan besar yang muncul pada individu B (aktivitas berjalan) lebih disebabkan oleh karakteristik aktivitas itu sendiri, bukan oleh faktor seri perangkat.

Secara keseluruhan, hasil ini memberikan gambaran bahwa Mi Band 8 menunjukkan tingkat kesesuaian yang cukup baik pada aktivitas dengan intensitas sedang hingga tinggi, meskipun masih terdapat deviasi absolut yang perlu diperhatikan pada beberapa sesi.

4.7 Analisis Perbandingan Antar Aktivitas

Tabel 4.10 Perbandingan antar aktivitas

Aktivitas	Perangkat	Keputusan	Selisih (S-M)	Interpretasi
Lari (individu A)	Mi Band 10	Tidak signifikan	Lebih rendah	Tingkat kesesuaian baik pada intensitas tinggi
Jalan (Individu B)	Mi Band 8	Signifikan	Lebih tinggi	Overestimasi pada intensitas rendah
Jogging (individu C)	Mi Band 10	Tidak signifikan	Lebih rendah	Kesesuaian moderat, fluktuasi masih terlihat
Lari (Pembanding)	Mi Band 8	Tidak signifikan	Lebih rendah	Konsisten pada intensitas lebih tinggi

Hasil perbandingan antar aktivitas menunjukkan bahwa tingkat intensitas aktivitas memiliki pengaruh utama terhadap kesesuaian estimasi kalori antara *smartwatch* dan perhitungan manual berbasis MET.

Pada aktivitas lari (individu A) dan data pembanding, baik Mi Band 8 maupun 10 menghasilkan estimasi yang tidak berada signifikan dari metode manual. Hal ini menandakan bahwa aktivitas dengan intensitas sedang hingga tinggi, yang memiliki pola gerakan dan pola jantung lebih stabil, memberikan tingkat kesesuaian yang lebih baik. Sebaliknya, pada aktivitas berjalan (individu B) ditemukan perbedaan signifikan dengan kecenderungan overestimasi yang konsisten dengan karakteristik aktivitas intensitas rendah yang lebih sulit ditafsirkan oleh sensor *wearable*. Untuk aktivitas jogging (individu C), meskipun terjadi deviasi kecil, perbedaannya tidak signifikan secara statistik, sehingga dapat dikatakan memiliki tingkat kesesuaian moderat.

Secara keseluruhan, temuan ini menunjukkan bahwa intensitas aktivitas lebih berpengaruh daripada jenis perangkat dalam menentukan tingkat kesesuaian estimasi energi pada penelitian ini.

4.8 Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa tingkat kesesuaian estimasi pada *smartwatch* Mi Band series (8 dan 10) sangat dipengaruhi oleh intensitas aktivitas fisik. Pada aktivitas berjalan (individu B) menggunakan Mi Band 8, ditemukan perbedaan signifikan antara estimasi *smartwatch* dan perhitungan manual berbasis MET. Kondisi ini mengindikasikan overestimasi kalori pada aktivitas berintensitas rendah, yang konsisten dengan temuan sebelumnya bahwa perangkat *wearable* cenderung menghasilkan nilai EE lebih tinggi saat detak jantung dan ritme gerak tidak stabil.

Sebaliknya, pada aktivitas lari (individu A) menggunakan Mi Band 10, perbedaan antara metode manual dan *smartwatch* tidak signifikan, menunjukkan bahwa perangkat mampu menghasilkan estimasi yang lebih stabil dan mendekati nilai referensi fisiologis. Hal ini juga terlihat pada data pembandingan: ketika individu A melakukan lari menggunakan Mi Band 8, hasilnya kembali menunjukkan ketidaksignifikan perbedaan. Temuan ini memberikan gambaran bahwa intensitas aktivitas, bukan jenis perangkat yang menjadi faktor utama dalam mempengaruhi estimasi kalori.

Secara fisiologis, fenomena ini wajar karena perangkat Mi Band mengandalkan kombinasi sensor PPG detak jantung dan akselerometer untuk memperkirakan energi. Pada aktivitas ringan seperti berjalan, detak jantung sering berada pada zona rendah dan fluktuatif, sehingga algoritma kesulitan dalam memetakan perubahan kecil terhadap kebutuhan energi sebenarnya. Namun, pada aktivitas intensitas sedang hingga tinggi (lari dan jogging), ritme langkah dan detak jantung jauh lebih stabil, sehingga estimasi menjadi lebih mendekati nilai perhitungan MET.

Temuan penelitian ini sejalan dengan Le et al. (2022), yang melaporkan bahwa estimasi kalori *smartwatch* cenderung kurang akurat pada intensitas rendah, tetapi menunjukkan validitas moderat dan kesesuaian lebih baik pada aktivitas berintensitas sedang hingga tinggi seperti lari. Penelitian Rusterholz et al. (2023) juga menunjukkan bahwa beberapa *smartwatch* modern menunjukkan *paired t-test* non signifikan pada aktivitas aerobik dengan intensitas tinggi, menandakan tingkat kesesuaian yang lebih baik.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa *smartwatch* seperti Xiaomi Smart Band 8 dan 10 dapat digunakan secara efektif untuk pemantauan aktivitas fisik harian, terutama dalam konteks identifikasi intensitas aktivitas dan pemantauan performa. Namun, perangkat ini belum ideal untuk kebutuhan perhitungan energi yang menuntut presisi tinggi, misalnya pada program defisit kalori yang ketat atau evaluasi metabolik klinis.

4.9 Analisis Tambahan Klasifikasi Tingkat Kesesuaian (Naive Bayes)

Pada subbab ini dilakukan analisis tambahan menggunakan metode Gaussian Naive Bayes untuk mengklasifikasikan tingkat kesesuaian antara estimasi kalori *smartwatch* ($K_{\text{smartwatch}}$) dengan perhitungan manual berbasis MET (K_{manual}). Analisis ini digunakan sebagai pelengkap untuk melihat pola pengelompokkan tingkat kesesuaian berdasarkan karakteristik aktivitas, sehingga pembahasan pada Bab IV tidak hanya berfokus pada perbandingan statistik, tetapi juga memberikan gambaran hasil klasifikasi tingkat kesesuaian pada data yang diuji.

4.9.1 Perhitungan *Error* dan Pembentukan Label Kesesuaian

Label tingkat kesesuaian dibentuk berdasarkan persentase kesalahan antara nilai kalori *smartwatch* dan nilai kalori manual (MET). Persentase *error* dihitung menggunakan selisih absolut antara $K_{\text{smartwatch}}$ dan K_{manual} , kemudian dibagi K_{manual} dan dikalikan 100%. Selanjutnya, nilai *error* tersebut dikategorikan menjadi tiga kelas, yaitu sesuai ($\text{error} \leq 10$), cukup sesuai ($10 < \text{error} \leq 20$), dan tidak sesuai ($\text{error} > 20$).

4.9.2 Variabel Masukan dan Target Model

Model Naive Bayes dibangun menggunakan variabel input yang merepresentasikan karakteristik sesi aktivitas, yaitu durasi (menit), kecepatan (mph), *heart rate* (HR), berat badan (kg), dan kalori *smartwatch*. Variable target (output) Adalah label kesesuaian yang telah dibentuk pada tahap sebelumnya.

4.9.3 Encoding dan Pembagian Data Latih Uji

Data kategorikal berupa jenis aktivitas diubah ke bentuk numerik menggunakan teknik one-hot encoding (`get_dummies`) agar dapat diproses oleh model. Selanjutnya, dataset dibagi dengan rasio 70:30, dimana 70% dialokasikan sebagai data latih dan 30% sebagai data uji (`test_size = 0.3`), serta menerapkan parameter `random_state = 42` untuk memastikan konsistensi pembagian data ketika proses komputasi dijalankan ulang (Suprianto & Riesha, 2025).

4.9.4 Hasil Evaluasi Model

Model yang digunakan adalah Gaussian Naive Bayes, kemudian dilakukan prediksi pada data uji. Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* serta metrik *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Tabel 4. 11 menyajikan *confusion matrix* hasil pengujian.

Tabel 4. 11 Confusion matrix hasil pengujian

Aktual \ Prediksi	Cukup Sesuai	Sesuai	Tidak Sesuai
Cukup Sesuai	0	0	3
Sesuai	0	8	3
Tidak Sesuai	0	1	1

Berdasarkan *confusion matrix* tersebut, terlihat bahwa:

- Kelas sesuai merupakan kelas yang paling banyak diprediksi benar, yaitu delapan data terklasifikasi tepat dari total 11 data aktual pada kelas tersebut.
- Kelas cukup sesuai seluruhnya (tiga data) cenderung salah diprediksi menjadi tidak sesuai, sehingga tidak ada prediksi yang jatuh pada kelas cukup sesuai pada data uji. Kondisi ini menyebabkan nilai *precision* dan *recall* pada kelas cukup sesuai bernilai 0.
- Pada kelas tidak sesuai (dua data), model mampu memprediksi satu data, sedangkan satu data lainnya keliru diprediksi menjadi sesuai.

Ringkasan metrik evaluasi model ditunjukkan pada Tabel 4. 12, yaitu:

Tabel 4. 12 Laporan klasifikasi

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>	<i>Support</i>	
Cukup sesuai	0.00	0.00	0.00	3	
Sesuai	0.89	0.73	0.80	11	
Tidak sesuai	0.14	0.50	0.22	2	
<i>Accuracy</i>	0.56			Total data uji	16

Hasil ini menunjukkan bahwa model Naive Bayes lebih stabil dalam mengenali kelas “sesuai”, namun performanya masih rendah pada kelas “cukup sesuai”. Rendahnya performa pada kelas “cukup sesuai” dapat terjadi karena kategori ini berada pada rentang ambang yang berdekatan dengan kategori lain, sehingga karakteristiknya lebih sulit dipisahkan secara tegas dan cenderung tertukar pada proses klasifikasi.

4.9.5 Simulasi Penerapan Data Baru

Setelah model dilatih, dilakukan simulasi penerapan pada data baru untuk melihat ilustrasi pemanfaatan model dalam mengklasifikasikan tingkat kesesuaian. Pada contoh data baru yang dimasukkan yaitu durasi 30 menit, kecepatan 8.5 mph, HR 150 bpm, berat 68 kg, dan kalori *smartwatch* 200, model menghasilkan prediksi tingkat kesesuaian “sesuai”.

Simulasi ini menunjukkan bahwa model dapat digunakan untuk memberikan keputusan klasifikasi tingkat kesesuaian pada sesi aktivitas yang belum pernah diamati pada tahap pelatihan. Namun, interpretasi hasil klasifikasi tetap perlu mempertimbangkan keterbatasan model pada kelas tertentu, terutama pada kategori “cukup sesuai”, sehingga hasil analisis tambahan ini sebaiknya dibaca bersama dengan hasil analisis inferensia pada subbab sebelumnya.

4.9.6 Kaitan Hasil Klasifikasi dengan Pembahasan

Secara keseluruhan, analisis tambahan Naive Bayes memberikan gambaran bahwa data uji cenderung lebih konsisten terklasifikasi pada kategori “sesuai”, sedangkan kelas “cukup sesuai” masih sulit dikenali oleh model. Temuan ini selaras dengan pembahasan sebelumnya bahwa kedekatan nilai estimasi dapat bervariasi antar aktivitas dan individu, terutama pada kondisi yang berbeda di sekitar batas ambang kesesuaian. Oleh karena itu, hasil klasifikasi pada subbab ini digunakan sebagai pelengkap untuk memperkaya interpretasi terhadap hasil perbandingan manual berbasis MET dan estimasi *smartwatch* yang telah dibahas pada subbab sebelumnya.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis deskriptif dan inferensial yang telah dilakukan pada penelitian ini, dapat dilihat bahwa tingkat kesesuaian estimasi kalori pada *smartwatch* Xiaomi Smart Band seri 8 dan 10 cenderung dipengaruhi oleh intensitas aktivitas fisik yang dilakukan. Data selisih antara perhitungan manual berbasis MET dan estimasi *smartwatch* pada pengujian awal menunjukkan distribusi yang normal, sehingga pengujian parametrik berupa uji t berpasangan digunakan untuk menilai perbedaan kedua metode pengukuran tersebut.

Hasil uji t berpasangan memperlihatkan bahwa perbedaan signifikan hanya terjadi pada aktivitas berjalan yang dilakukan oleh individu B menggunakan Mi Band 8. Temuan ini mengarah pada kecenderungan estimasi *smartwatch* yang lebih tinggi pada aktivitas dengan intensitas yang lebih rendah, yang kemungkinan dipengaruhi oleh pola gerak dan respons fisiologis yang lebih fluktuatif sehingga lebih sulit dibaca secara konsisten oleh perangkat. Pada aktivitas berintensitas sedang hingga tinggi seperti berlari (individu A) dan jogging (individu C), serta lari pada data pembandingan, hasilnya tidak menunjukkan perbedaan signifikan antara perhitungan manual berbasis MET dan estimasi *smartwatch*. Dengan kata lain, pada intensitas yang lebih stabil dan meningkat secara konsisten, estimasi *smartwatch* terlihat lebih selaras dengan nilai referensi fisiologis.

Jika dilihat secara keseluruhan, pola yang muncul menunjukkan bahwa faktor intensitas lebih menonjol dibandingkan perbedaan seri perangkat itu sendiri. Kedua perangkat sama-sama menunjukkan kesesuaian yang lebih baik pada intensitas sedang hingga tinggi, namun keduanya juga masih memiliki keterbatasan ketika aktivitas berada pada intensitas ringan. Oleh karena itu, *smartwatch* seperti Xiaomi Smart Band series cukup potensial sebagai alat bantu pemantauan aktivitas harian dan gambaran umum mengenai intensitas olahraga, tetapi pengguna tetap perlu berhati-hati jika estimasi kalori digunakan untuk kebutuhan yang menuntut ketelitian tingkat tinggi.

Sebagai pelengkap dari analisis inferensial, penelitian ini juga menambahkan analisis klasifikasi tingkat kesesuaian menggunakan metode Gaussian Naive Bayes. Hasil evaluasi menunjukkan model lebih stabil mengenali kategori sesuai, namun belum mampu mengenali kategori cukup sesuai pada data uji, sehingga performa pada kelas tersebut masih rendah. Temuan ini memberi gambaran bahwa kategori cukup sesuai memang berada di wilayah batas (transisi) dan cenderung lebih mudah tertukar, serta mengindikasikan perlunya jumlah data yang lebih memadai apabila analisis klasifikasi ingin dikembangkan lebih lanjut.

5.2 Saran

Penelitian ini masih memiliki ruang untuk pengembangan, terutama karena hasil pengukuran *wearable* sangat dipengaruhi oleh konteks aktivitas dan karakteristik dari masing-masing individu. Pada penelitian selanjutnya, disarankan tidak hanya berfokus pada perbedaan rata-rata melalui uji parametrik seperti uji t berpasangan, tetapi juga menambahkan pendekatan analisis kesepakatan seperti Bland-Altman untuk melihat batas kesepakatan (*limits of agreement*), serta *mixed-effect modeling* untuk menangkap variasi intra-individu dan antar individu. Dengan pendekatan tersebut, interpretasi hasil tidak hanya berakhir pada berbeda atau tidak berbeda, tetapi juga memperlihatkan pola deviasi yang lebih realistis pada berbagai kondisi aktivitas.

Dari sisi data, penelitian lanjutan perlu mempertimbangkan jumlah sesi yang lebih banyak dan distribusi aktivitas yang lebih merata agar hasilnya lebih stabil ketika dibandingkan lintas aktivitas maupun lintas individu. Selain itu, faktor fisiologis yang berpotensi memengaruhi perbedaan estimasi energi juga dapat dikaji lebih dalam, misalnya variabilitas detak jantung, perubahan kondisi tubuh selama aktivitas, efisiensi biomekanik gerakan, hingga tingkat kebugaran. Pendekatan ini diharapkan dapat membantu menjelaskan mengapa bias estimasi lebih mudah muncul pada aktivitas berintensitas rendah dibanding intensitas sedang hingga tinggi.

Terkait analisis tambahan berbasis klasifikasi, penelitian berikutnya dapat memperbaiki kualitas data latih dengan menambah sampel pada kategori cukup sesuai, karena pada penelitian ini kategori tersebut masih sulit dikenali oleh model. Alternatifnya, pembagian data dapat diuji menggunakan skema validasi yang lebih stabil, misalnya *cross-validation*, untuk mengurangi ketergantungan pada satu kali pembagian data latih-ujii. Dengan langkah ini, analisis klasifikasi dapat menjadi pelengkap yang lebih kuat dalam membaca pola kesesuaian, tanpa harus menggeser fokus utama penelitian dari analisis yang telah digunakan.

Dari sisi pengguna, penelitian ini memberikan gambaran bahwa *smartwatch* seperti Xiaomi Smart band 8 dan 10 tetap layak digunakan sebagai alat pemantau aktivitas harian, terutama untuk menjaga konsistensi latihan lari dan jogging. Namun, pengguna perlu lebih berhati-hati ketika menafsirkan estimasi kalori pada aktivitas ringan seperti berjalan, karena pada intensitas rendah terdapat kecenderungan deviasi yang lebih besar. Oleh karena itu, nilai kalori pada *smartwatch* sebaiknya diperlakukan sebagai panduan umum, bukan sebagai ukuran absolut untuk keputusan yang membutuhkan ketelitian tinggi, seperti program manajemen kalori yang ketat atau pemantauan metabolik profesional.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdel-Salam, R., Mostafa, R., & Hadhood, M. (2021). *Human Activity Recognition using Wearable Sensors: Review, Challenges, Evaluation Benchmark*.
https://doi.org/10.1007/978-981-16-0575-8_1
- Ainsworth, B. E., Haskell, W. L., Herrmann, S. D., Meckes, N., Bassett, D. R., Tudor-Locke, C., Greer, J. L., Vezina, J., Whitt-Glover, M. C., & Leon, A. S. (2011). 2011 compendium of physical activities: A second update of codes and MET values. In *Medicine and Science in Sports and Exercise* (Vol. 43, Number 8, pp. 1575–1581).
<https://doi.org/10.1249/MSS.0b013e31821ece12>
- Alberto, F. P., Nathanael, M., Mathew, B., & Ainsworth, B. E. (2017). Wearable monitors criterion validity for energy expenditure in sedentary and light activities. *Journal of Sport and Health Science*, 6(1), 103–110. <https://doi.org/10.1016/j.jshs.2016.10.005>
- Attal, F., Mohammed, S., Dedabrishvili, M., Chamroukhi, F., Oukhellou, L., & Amirat, Y. (2015). Physical human activity recognition using wearable sensors. In *Sensors (Switzerland)* (Vol. 15, Number 12, pp. 31314–31338). MDPI AG.
<https://doi.org/10.3390/s151229858>
- Avram, C., & Mărușter, M. (2022). Normality assessment, few paradigms and use cases. *Revista Romana de Medicina de Laborator*, 30(3), 251–260. <https://doi.org/10.2478/rrlm-2022-0030>
- Ayu Rahmani, D., Fikri Hamdani, M., Studi Magister, P., Agama Islam, P., Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, U., Studi Doktorat, P., & Matematika, P. (2025). *Uji T-Student Dua Sampel Saling Berpasangan/Dependend (Paired Sample t-Test)*.
<https://jpion.org/index.php/jpi568Situswebjurnal:https://jpion.org/index.php/jpi>
- Chevance, G., Golaszewski, N. M., Tipton, E., Hekler, E. B., Buman, M., Welk, G. J., Patrick, K., & Godino, J. G. (2022). Accuracy and Precision of Energy Expenditure, Heart Rate, and Steps Measured by Combined-Sensing Fitbits Against Reference Measures: Systematic Review and Meta-analysis. In *JMIR mHealth and uHealth* (Vol. 10, Number 4). JMIR Publications Inc. <https://doi.org/10.2196/35626>

- Cooksey, R. W. (2020). Descriptive Statistics for Summarising Data. In *Illustrating Statistical Procedures: Finding Meaning in Quantitative Data* (pp. 61–139). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-15-2537-7_5
- Crossley, S. G. M., Mackintosh, K. A., Wilson, R. P., Lester, L. J., Griffiths, I. W., & McNarry, M. A. (2018). Energy expenditure associated with walking speed and angle of turn in children. *European Journal of Applied Physiology*, 118(12), 2563–2576. <https://doi.org/10.1007/s00421-018-3981-1>
- Doherty, C., Baldwin, M., Keogh, A., Caulfield, B., & Argent, R. (2024). Keeping Pace with Wearables: A Living Umbrella Review of Systematic Reviews Evaluating the Accuracy of Consumer Wearable Technologies in Health Measurement. In *Sports Medicine* (Vol. 54, Number 11, pp. 2907–2926). Springer Science and Business Media Deutschland GmbH. <https://doi.org/10.1007/s40279-024-02077-2>
- El-Amrawy, F., & Nounou, M. I. (2015). Are currently available wearable devices for activity tracking and heart rate monitoring accurate, precise, and medically beneficial? *Healthcare Informatics Research*, 21(4), 315–320. <https://doi.org/10.4258/hir.2015.21.4.315>
- Fauzi Zakaria, F., Helilintar, R., & Farida, I. N. (2025). *Penerapan Metode Naive Bayes Terhadap Kategori Olahraga sesuai Kondisi* (Vol. 9). Online. <https://proceeding.unpkediri.ac.id/index.php/inotek/>
- Feehan, L. M., Geldman, J., Sayre, E. C., Park, C., Ezzat, A. M., Young Yoo, J., Hamilton, C. B., & Li, L. C. (2018). Accuracy of fitbit devices: Systematic review and narrative syntheses of quantitative data. In *JMIR mHealth and uHealth* (Vol. 6, Number 8). JMIR Publications Inc. <https://doi.org/10.2196/10527>
- Fotouhi-Ghazvini, F., & Abbaspour, S. (2020). Wearable wireless sensors for measuring calorie consumption. *Journal of Medical Signals and Sensors*, 10(1), 19–34. https://doi.org/10.4103/jmss.JMSS_15_18
- Fuller, D., Colwell, E., Low, J., Orychock, K., Ann Tobin, M., Simango, B., Buote, R., van Heerden, D., Luan, H., Cullen, K., Slade, L., & Taylor, N. G. A. (2020). Reliability and Validity of Commercially Available Wearable Devices for Measuring Steps, Energy Expenditure, and Heart Rate: Systematic Review. In *JMIR mHealth and uHealth* (Vol. 8, Number 9). JMIR Publications Inc. <https://doi.org/10.2196/18694>
- Germini, F., Noronha, N., Debono, V. B., Philip, B. A., Pete, D., Navarro, T., Keepanasseril, A., Parpia, S., de Wit, K., & Iorio, A. (2022). Accuracy and Acceptability of Wrist-Wearable Activity-Tracking Devices: Systematic Review of the Literature. In *Journal of*

- Medical Internet Research* (Vol. 24, Number 1). JMIR Publications Inc.
<https://doi.org/10.2196/30791>
- Ghasemi, A., & Zahediasl, S. (2012). Normality tests for statistical analysis: A guide for non-statisticians. *International Journal of Endocrinology and Metabolism*, 10(2), 486–489.
<https://doi.org/10.5812/ijem.3505>
- Kate, R. J., Swartz, A. M., Welch, W. A., & Strath, S. J. (2016). Comparative evaluation of features and techniques for identifying activity type and estimating energy cost from accelerometer data. *Physiological Measurement*, 37(3), 360–379.
<https://doi.org/10.1088/0967-3334/37/3/360>
- Kim, M. S., & Seong, J. H. (2025). A Personalized Energy Expenditure Estimation Method Using Modified MET and Heart Rate-Based DQN. *Sensors*, 25(11).
<https://doi.org/10.3390/s25113416>
- Kitagaki, K., Hongo, Y., Futai, R., Hasegawa, T., Morikawa, H., & Shimoyama, H. (2025). Validity of Heart Rate Measurement Using Wearable Devices During Cardiopulmonary Exercise Testing in Patients With Cardiovascular Disease: Prospective Pilot Validation Study. *JMIR Cardio*, 9, e77911–e77911. <https://doi.org/10.2196/77911>
- Korivi, M., Ghanta, M. K., Nuthalapati, P., Natesh, N. S., Tang, J., & Bhaskar, L. V. K. S. (2025). Influence of Exercise on Oxygen Consumption, Pulmonary Ventilation, and Blood Gas Analyses in Individuals with Chronic Diseases. In *Life* (Vol. 15, Number 8). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI).
<https://doi.org/10.3390/life15081255>
- Le, S., Wang, X., Zhang, T., Lei, S. M., Cheng, S., Yao, W., & Schumann, M. (2022). Validity of three smartwatches in estimating energy expenditure during outdoor walking and running. *Frontiers in Physiology*, 13. <https://doi.org/10.3389/fphys.2022.995575>
- Lee, C. K., Song, H. J., & Mjelde, J. W. (2008). The forecasting of International Expo tourism using quantitative and qualitative techniques. *Tourism Management*, 29(6), 1084–1098.
<https://doi.org/10.1016/j.tourman.2008.02.007>
- Liu, Y., Liu, F., Yu, W., Xiao, Y., Liu, D., Li, Z., Chen, W., Gao, F., & Le, S. (2025). Validity of four low-cost smartwatches in estimating energy expenditure during cycling in Chinese untrained women. *PLOS ONE*, 20(9 September).
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0331399>

- Lu, L., Zhang, J., Xie, Y., Gao, F., Xu, S., Wu, X., & Ye, Z. (2020). Wearable health devices in health care: Narrative systematic review. In *JMIR mHealth and uHealth* (Vol. 8, Number 11). JMIR Publications Inc. <https://doi.org/10.2196/18907>
- Makino, A., Yamaguchi, K., Sumi, D., Ichikawa, M., Ohno, M., & Goto, K. (2022). Comparison of energy expenditure and substrate oxidation between walking and running in men and women. *Physical Activity and Nutrition*, 26(1), 8–13. <https://doi.org/10.20463/pan.2022.0002>
- Martín-Martín, J., Wang, L., De-Torres, I., Escriche-Escuder, A., González-Sánchez, M., Muro-Culebras, A., Roldán-Jiménez, C., Ruiz-Muñoz, M., Mayoral-Cleries, F., Biró, A., Tang, W., Nikolova, B., Salvatore, A., & Cuesta-Vargas, A. I. (2022). The Validity of the Energy Expenditure Criteria Based on Open Source Code through two Inertial Sensors. *Sensors*, 22(7). <https://doi.org/10.3390/s22072552>
- Mendt, S., Zout, G., Rabuffetti, M., Gunga, H. C., Bunker, A., Barteit, S., & Maggioni, M. A. (2025). Laboratory comparison of consumer-grade and research-established wearables for monitoring heart rate, body temperature, and physical activity in sub-Saharan Africa. *Frontiers in Physiology*, 16. <https://doi.org/10.3389/fphys.2025.1491401>
- Mishra, P., Pandey, C. M., Singh, U., Gupta, A., Sahu, C., & Keshri, A. (2019). Descriptive statistics and normality tests for statistical data. *Annals of Cardiac Anaesthesia*, 22(1), 67–72. https://doi.org/10.4103/aca.ACA_157_18
- Moore, C. C., McCullough, A. K., Aguiar, E. J., Ducharme, S. W., & Tudor-Locke, C. (2020). Toward harmonized treadmill-based validation of step-counting wearable technologies: A scoping review. In *Journal of Physical Activity and Health* (Vol. 17, Number 8, pp. 840–852). Human Kinetics Publishers Inc. <https://doi.org/10.1123/jpah.2019-0205>
- Murakami, H., Kawakami, R., Nakae, S., Yamada, Y., Nakata, Y., Ohkawara, K., Sasai, H., Ishikawa-Takata, K., Tanaka, S., & Miyachi, M. (2019). Accuracy of 12 wearable devices for estimating physical activity energy expenditure using a metabolic chamber and the doubly labeled water method: Validation study. *JMIR MHealth and UHealth*, 7(8). <https://doi.org/10.2196/13938>
- Navalta, J. W., Carrier, B., Blank, M., Zarei, S., Davis, D. W., Craig, M., Perez, O. R., Baca, J., Sweder, T. S., Carballo, T., & Bovell, J. (2024). Validity and Reliability of Wearable Technology Devices during Simulated Pickleball Game Play. *Sports*, 12(9). <https://doi.org/10.3390/sports12090234>

- O'Driscoll, R., Turicchi, J., Beaulieu, K., Scott, S., Matu, J., Deighton, K., Finlayson, G., & Stubbs, J. (2020). How well do activity monitors estimate energy expenditure? A systematic review and meta-analysis of the validity of current technologies. In *British Journal of Sports Medicine* (Vol. 54, Number 6, pp. 332–340). BMJ Publishing Group. <https://doi.org/10.1136/bjsports-2018-099643>
- Pardamean, B., Soeparno, H., Budiarto, A., Mahesworo, B., & Baurley, J. (2020). Quantified self-using consumer wearable device: predicting physical and mental health. *Healthcare Informatics Research*, 26(2), 83–92. <https://doi.org/10.4258/hir.2020.26.2.83>
- Rehman, S. U., Ali, A., Khan, A. M., & Okpala, C. (2024). Human Activity Recognition: A Comparative Study of Validation Methods and Impact of Feature Extraction in Wearable Sensors. *Algorithms*, 17(12). <https://doi.org/10.3390/a17120556>
- Rieckmann, A., Jordan, B., Burczik, F., Meixner, J., & Thiel, C. (2024). Validation of activity trackers to estimate energy expenditure in older adults with cardiovascular risk factors. *PLoS ONE*, 19(8). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0309481>
- Rusterholz, F., Peacock, C. A., Rodriguez, A., & Ortiz, V. (2023). *Measuring Energy Expenditure and Heart Rate during Maximum Measuring Energy Expenditure and Heart Rate during Maximum Aerobic Testing with the Apple Watch Series 7 Aerobic Testing with the Apple Watch Series 7 NSUWorks Citation NSUWorks Citation Measuring Energy Expenditure and Heart Rate during Maximum Aerobic Testing with the Apple Watch Series 7 Original Research*. Health Sciences Commons. https://nsuworks.nova.edu/hpd_facarticles/415
- Sevil, M., Rashid, M., Maloney, Z., Hajizadeh, I., Samadi, S., Askari, M. R., Hobbs, N., Brandt, R., Park, M., Quinn, L., & Cinar, A. (2020). Determining physical activity characteristics from wristband data for use in automated insulin delivery systems. *IEEE Sensors Journal*, 20(21), 12859–12870. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.3000772>
- Shcherbina, A., Mikael Mattsson, C., Waggott, D., Salisbury, H., Christle, J. W., Hastie, T., Wheeler, M. T., & Ashley, E. A. (2017). Accuracy in wrist-worn, sensor-based measurements of heart rate and energy expenditure in a diverse cohort. *Journal of Personalized Medicine*, 7(2). <https://doi.org/10.3390/jpm7020003>
- Sianturi, R. (2025). Uji Normalitas Sebagai Syarat Pengujian Hipotesis. *Jurnal Pembelajaran dan Matematika SIGMA (JPMS)*, 11(1). <https://doi.org/10.36987/jpms.v11i1.7091>

- Spathis, D., Perez-Pozuelo, I., Gonzales, T. I., Wu, Y., Brage, S., Wareham, N., & Mascolo, C. (2022). *Longitudinal cardio-respiratory fitness prediction through wearables in free-living environments*. <https://doi.org/10.1038/s41746-022-00719-1>
- Suprianto, J., & Riesha, R. A. (2025). Klasifikasi Kemampuan Berpikir Kreatif Peserta Didik Madrasah Ibtidaiyah Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor Classification of Creative Thinking Abilities in Madrasah Ibtidaiyah Students Using K-Nearest Neighbor Algorithm. *Jurnal Janitra Informatika Dan Sistem Informasi*, 5(2), 158–168. <https://doi.org/10.59395/ba06yc73>
- Toisuta, J. G., Octaviani Sihombing, T., Tutkey, M. R., & Teknik, F. (2024). ANALISA KAPASITAS SALURAN DRAINASE RUAS JL. RIJALI KOTA AMBON DAN ALTERNATIF PENANGANANNYA. *SIMETRIK*, 14(1).
- Xie, J., Wen, D., Liang, L., Jia, Y., Gao, L., & Lei, J. (2018). Evaluating the validity of current mainstream wearable devices in fitness tracking under various physical activities: Comparative study. *JMIR MHealth and UHealth*, 6(4). <https://doi.org/10.2196/mhealth.9754>

LAMPIRAN

Lampiran A

Import data individu A

```
# Data in two numeric vectors
# ++++++
# Calorie
ks_A <-c(239, 246, 207, 225, 231, 225, 223, 213, 217, 234, 242, 223, 244, 224, 202)
# Calorie
km_A <-c(222.8633, 228.6600, 228.7833, 223.7267, 226.3167, 228.1667, 223.1100, 222.6167, 226.5633, 224.2200, 227.9200, 222.4933, 222.6167, 228.5367, 249.2567)
# Create a data frame
my_data_A <- data.frame(
  group = rep(c("ks_A", "km_A"), each = 15),
  calorie = c(ks_A, km_A)
)
```

Uji normalitas individu A

```
# compute the difference
d <- with(my_data_A,
  calorie[group == "ks_A"] - calorie[group == "km_A"])
# Shapiro-Wilk normality test for the differences
shapiro.test(d)

##
## Shapiro-Wilk normality test
##
## data: d
## W = 0.89971, p-value = 0.0942
```

Uji t berpasangan individu A

```
# Compute t-test
res <- t.test(ks_A, km_A, paired = TRUE)
res

##
## Paired t-test
##
## data: ks_A and km_A
## t = -0.16078, df = 14, p-value = 0.8746
```

```
## alternative hypothesis: true mean difference is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
##  -10.372541    8.925861
## sample estimates:
## mean difference
##      -0.72334
```

Import data individu B

```
# Data in two numeric vectors
# ++++++
# Calorie
ks_B <-c(102, 107, 106, 96, 87, 94, 108, 114, 156, 156,
137, 146, 150, 147, 154)
# Calorie
km_B <-c(98.9083, 91.2022, 91.9100, 98.0958, 100.2011, 98.745
8, 101.5625, 91.5561, 91.5561, 102.8083, 91.8089, 94.0333,
93.0222, 92.6178, 92.6178)
# Create a data frame
my_data_B <- data.frame(
  group = rep(c("ks_B", "km_B"), each = 15),
  calorie = c(ks_B, km_B)
)
```

Uji normalitas individu B

```
# compute the difference
d <- with(my_data_B,
  calorie[group == "ks_B"] - calorie[group == "km_B"])
# Shapiro-Wilk normality test for the differences
shapiro.test(d)

##
## Shapiro-Wilk normality test
##
## data: d
## W = 0.88969, p-value = 0.06635
```

Uji t berpasangan individu B

```
# Compute t-test
res <- t.test(ks_B, km_B, paired = TRUE)
res

##
## Paired t-test
##
## data: ks_B and km_B
## t = 4.0267, df = 14, p-value = 0.001249
## alternative hypothesis: true mean difference is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
## 13.37757 43.86960
```

```
## sample estimates:
## mean difference
##      28.62359
```

Import data individu C

```
# Data in two numeric vectors
# ++++++
# Calorie
ks_C <-c(241, 137, 132, 136, 139, 108, 66, 107, 131,
91, 100, 141, 73, 160, 155)
# Calorie
km_C <-c(150.2400, 148.0000, 150.3200, 144.7200, 144.4800, 144.88
00, 144.2400, 156.0000, 157.4400, 145.7600, 145.7600, 146.1600
, 146.8800, 145.8400, 145.0400
)
# Create a data frame
my_data_C <- data.frame(
  group = rep(c("ks_C", "km_C"), each = 15),
  calorie = c(ks_C, km_C)
)
```

Uji normalitas individu C

```
# compute the difference
d <- with(my_data_C,
  calorie[group == "ks_C"] - calorie[group == "km_C"])
# Shapiro-Wilk normality test for the differences
shapiro.test(d)

##
## Shapiro-Wilk normality test
##
## data: d
## W = 0.91483, p-value = 0.1606
```

Uji t berpasangan individu C

```
# Compute t-test
res <- t.test(ks_C, km_C, paired = TRUE)
res

##
## Paired t-test
##
## data: ks_C and km_C
## t = -1.8512, df = 14, p-value = 0.08534
## alternative hypothesis: true mean difference is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
## -42.992959 3.158292
## sample estimates:
```

```
## mean difference
##      -19.91733
```

Import data pembeding

```
# Data in two numeric vectors
# ++++++
# Calorie
ks_D <-c(187, 238, 163, 180, 163, 209, 237)
# Calorie
km_D <-c(224.3433, 225.7, 225.8233, 283.2967, 222.6167, 223.48, 22
2.8633)
# Create a data frame
my_data_D <- data.frame(
  group = rep(c("ks_D", "km_D"), each = 7),
  calorie = c(ks_D, km_D)
)
```

Uji normalitas data pembeding

```
# compute the difference
d <- with(my_data_D,
  calorie[group == "ks_D"] - calorie[group == "km_D"])
# Shapiro-Wilk normality test for the differences
shapiro.test(d)

##
## Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  d
## W = 0.94147, p-value = 0.652
```

Uji t berpasangan data pembeding

```
# Compute t-test
res <- t.test(ks_D, km_D, paired = TRUE)
res

##
## Paired t-test
##
## data:  ks_D and km_D
## t = -2.205, df = 6, p-value = 0.06962
## alternative hypothesis: true mean difference is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
##  -75.68516  3.93565
## sample estimates:
## mean difference
##      -35.87476
```

Lampiran B

 RAFLI ASSIDDIQIE RAIHAN

Naive Bayes - Analisis Tingkat kesesuaian Estimasi Kalori

Run

Edit

Share

Download

Sign up

Import Library

Pada tahap ini dilakukan pemanggilan pustaka Python yang digunakan untuk pengolahan data, pemodelan Naive Bayes, serta evaluasi kinerja model.

```
import pandas as pd
import numpy as np
```

Load Dataset

Dataset aktivitas olahraga lari dimuat ke dalam lingkungan pemrograman dan disusun dalam bentuk data frame untuk memudahkan proses pengolahan dan analisis selanjutnya.

```
df = pd.read_csv("data_aktivitas.csv")
```

Perhitungan Error dan Membuat Label Kesesuaian

Pada tahap ini dihitung persentase kesalahan antara estimasi kalori *smartwatch* dan nilai kalori MET, yang kemudian digunakan untuk membentuk label tingkat kesesuaian.

```
df["error_persen"] = abs(df["kalori_sw"] - df["kalori_met"]) / df["kalori_met"] * 100
```

Membuat fungsi label

```
def label_kesesuaian(error):
    if error <= 10:
        return "Sesuai"
    elif error <= 20:
        return "Cukup Sesuai"
    else:
        return "Tidak Sesuai"
```

```
df["label"] = df["error_persen"].apply(label_kesesuaian)
```

Pilih Fitur dan Target

Tahap ini menentukan variabel input (fitur) yang relevan serta variabel output (label kesesuaian) yang akan diprediksi oleh model.

```
X = df[[
    "durasi (menit)",
    "kecepatan (mph)",
    "hr",
    "berat",
    "kalori_sw"
]]
y = df["label"]
```

Encoding Data Kategorikal (Aktivitas)

Data kategorikal berupa jenis aktivitas diubah menjadi bentuk numerik menggunakan teknik encoding agar dapat diproses oleh algoritma Naive Bayes.

```
X = pd.get_dummies(df[[
    "aktivitas",
    "durasi (menit)",
    "kecepatan (mph)",
    "hr",
    "berat",
    "kalori_sw"
]])
```

Pembagian Data Latih dan Data Uji

Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji untuk memastikan model dapat dievaluasi secara objektif terhadap data yang belum pernah dilihat.

```
from sklearn.model_selection import train_test_split

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, y, test_size=0.3, random_state=42
)
```

Train Model Gaussian Naive Bayes

Pada tahap ini model Gaussian Naive Bayes dilatih menggunakan data latih untuk mempelajari pola hubungan antara fitur dan tingkat kesesuaian estimasi kalori.

```
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB

model = GaussianNB()
model.fit(X_train, y_train)
```

```
> GaussianNB
GaussianNB()
```

Prediksi dan Evaluasi

Model yang telah dilatih digunakan untuk memprediksi data uji dan dievaluasi kinerjanya menggunakan confusion matrix serta metrik akurasi, presisi, dan recall.

```
y_pred = model.predict(X_test)
```

Confusion matrix

```
from sklearn.metrics import confusion_matrix, classification_report

cm = confusion_matrix(y_test, y_pred)
print(cm)

[[ 9  3]
 [ 0  3]
 [ 0 11]]
```

Precision, Recall, dan Accuracy

```
print(classification_report(y_test, y_pred))

              precision    recall  f1-score   support

Cukup Sesuai      0.00      0.00      0.00         3
    Sesuai      0.89      0.73      0.80        11
Tidak Sesuai      0.14      0.58      0.22         2

 accuracy              0.56         16
 macro avg              0.41         16
weighted avg              0.56         16

/root/venv/lib/python3.11/site-packages/sklearn/metrics/_classification.py:1471: UndefinedMetricWarning: Precision and F-score are ill-defined
_warn_prf(average, modifier, msg_start, len(result))
/root/venv/lib/python3.11/site-packages/sklearn/metrics/_classification.py:1471: UndefinedMetricWarning: Precision and F-score are ill-defined
_warn_prf(average, modifier, msg_start, len(result))
/root/venv/lib/python3.11/site-packages/sklearn/metrics/_classification.py:1471: UndefinedMetricWarning: Precision and F-score are ill-defined
_warn_prf(average, modifier, msg_start, len(result))
< =====>
```

Implementasi Model Pada Data Baru

Tahap ini menunjukkan implementasi model dalam memprediksi tingkat kesesuaian estimasi kalori pada data baru sebagai simulasi penggunaan nyata.

```
data_baru = pd.DataFrame([
    {
        "durasi (menit)": 30,
        "kecepatan (mph)": 8.5,
        "hr": 150,
        "berat": 68,
        "kalori_bw": 290
    }
])
```

```
# Encode new data to match training data
encoded_data_baru = pd.get_dummies(data_baru)

# Ensure all columns match the training data
for col in X_train.columns:
    if col not in encoded_data_baru:
        encoded_data_baru[col] = 0

# Reorder columns to match training data
encoded_data_baru = encoded_data_baru[X_train.columns]

hasil = model.predict(encoded_data_baru)
print("Prediksi tingkat kesesuaian:", hasil[0])
```

Prediksi tingkat kesesuaian: Sesuai

