

ANALISIS KESESUAIAN PENGUKURAN KALORI SMARTWATCH DENGAN PERHITUNGAN MET PADA AKTIVITAS OLAHRAGA

(Agreement Analysis Between Smartwatch Calorie Estimates and MET Calculations in Physical Activity)

Rafli Assiddiqie Raihan ^{*[1]}, Irving Vitra Paputungan ^[2], Mukhammad Andri Setiawan^[3]

^{[1] [2] [3]} Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta, Indonesia

Email: ^[1] 20523222@students.uii.ac.id, ^[2] irving@uii.ac.id, ^[3] andri@uii.ac.id

Abstract

This study aims to evaluate the agreement between calorie estimations generated by smartwatches and manual calculations based on the Metabolic Equivalent of Task (MET) during physical activity. Three participants with different physiological characteristics and activity intensities completed 15 training sessions using the Xiaomi Smart Band 8 and 10. Calorie estimates from the devices were compared with MET-based calculations using the paired sample t-test. The results indicate that, for moderate to high intensity activities such as jogging and running, no significant differences ($p > 0.05$) were observed between the two estimation methods, suggesting a good level of agreement. Conversely, low-intensity walking showed significant differences ($p < 0.05$), reflecting a tendency for overestimation by the smartwatch. Overall, the agreement improved when heart rate rhythm and movement patterns were more stable, consistent with physiological principles relating oxygen consumption and MET values. As a preliminary case-series, this study highlights the importance of activity intensity when interpreting smartwatch-based energy estimates and provides insight into the practical use of wearable devices for daily exercise monitoring.

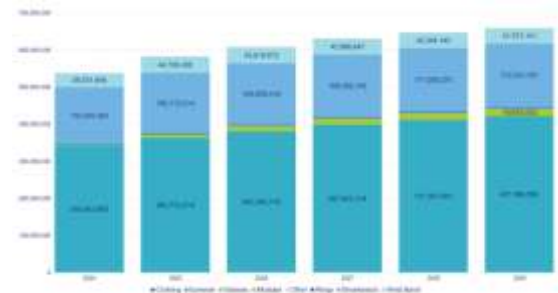
Keywords: Smartwatch, MET, Physical activity, Wearable device, Energy estimation, Paired t-test, Agreement

**Corresponding Author*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital dan meningkatnya kesadaran masyarakat terhadap gaya hidup sehat telah mendorong penggunaan perangkat *wearable* seperti *smartwatch* dalam aktivitas olahraga, terutama lari. *Smartwatch* dan perangkat *wearable* modern kini berfungsi tidak hanya sebagai penunjuk waktu, tetapi juga sebagai pelacak aktivitas fisik yang mampu memonitor langkah, jarak tempuh, intensitas aktivitas, waktu tidur, hingga estimasi energi yang dikeluarkan pengguna [1]. Berdasarkan laporan *International Data Corporation* (IDC) kuartal tahun 2025, pasar perangkat *wearable* global menunjukkan pertumbuhan yang kuat dengan total pengiriman mencapai 136,5 juta unit, meningkat 9,6% dibandingkan periode yang sama pada tahun 2024 [2]. Kategori *smartwatch* masih menjadi salah satu kontributor utama dengan 38,3 juta unit yang dikirimkan secara global, diikuti oleh *wristbands* dan perangkat *earwear* [2]. Pertumbuhan ini menandakan meningkatnya ketergantungan masyarakat terhadap teknologi *wearable* untuk memantau aktivitas fisik dan kesehatan sehari-hari. Namun, seiring meningkatnya pertumbuhan tersebut,

tingkat akurasi estimasi energi pada perangkat *wearable* masih menjadi isu yang sering dibahas.



Gambar 1. Grafik pasar *wearable* di dunia

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa hasil pengukuran *smartwatch* dapat bervariasi antar merek, model, algoritma, maupun kondisi aktivitas. Le dkk (2022) menunjukkan bahwa tiga *smartwatch* populer memiliki *error* estimasi energi yang berbeda antara aktivitas berjalan dan berlari [3], sedangkan Chen dkk (2025) menunjukkan bahwa akurasi estimasi energi dapat meningkat apabila pendekatan algoritmik dikombinasikan dengan nilai MET sebagai variabel fisiologis referensial [4]. Penelitian Kim dan Seong (2025) juga menegaskan bahwa pendekatan MET yang

dipersonalisasi, terutama ketika dipadukan dengan detak jantung, mampu meningkatkan kesesuaian hasil estimasi energi pada perangkat *wearable* [5].

Dalam konteks pengukuran energi, *Metabolic Equivalent of Task* (MET) merupakan pendekatan fisiologis yang digunakan secara luas untuk menghitung estimasi pengeluaran energi berdasarkan intensitas aktivitas. MET digunakan sebagai nilai referensial yang stabil karena mendefinisikan hubungan antara konsumsi oksigen saat melakukan aktivitas dan saat istirahat (*Resting Metabolic Rate*) [6], [7]. Pendekatan ini banyak diterapkan dalam penelitian estimasi energi karena rumusnya sederhana, konsisten, dan telah digunakan secara luas dalam bidang fisiologi olahraga. Oleh karena itu, MET bukanlah representasi absolut dari pengeluaran energi tubuh, melainkan pendekatan teoritis yang dapat digunakan sebagai titik acuan untuk membandingkan hasil dari estimasi perangkat *wearable*.

Melihat karakteristik *smartwatch* yang juga menggunakan pendekatan estimasi berbasis sensor dan model prediktif, penelitian ini berfokus pada tingkat kesesuaian antara dua pendekatan estimasi energi, bukan validasi akurasi absolut terhadap standar laboratorium. Dengan demikian, penelitian ini diposisikan sebagai *preliminary study* atau *case series*, yang bertujuan untuk menilai konsistensi hasil pengukuran *smartwatch* terhadap pendekatan fisiologis berbasis MET pada tiga individu yang memiliki karakteristik aktivitas yang berbeda-beda.

Berdasarkan latar belakang tersebut, permasalahan utama dalam penelitian ini adalah sejauh mana terdapat tingkat kesesuaian antara estimasi kalori yang dihasilkan oleh *smartwatch* dan perhitungan manual berbasis MET pada aktivitas olahraga. Selain itu, penelitian ini juga berfokus pada apakah tingkat kesesuaian tersebut menunjukkan perbedaan ketika ditinjau berdasarkan variasi intensitas aktivitas olahraga, khususnya pada aktivitas berjalan sebagai intensitas rendah, jogging sebagai intensitas sedang, dan berlari sebagai intensitas tinggi.

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa tingkat kesesuaian estimasi energi sangat dipengaruhi oleh intensitas aktivitas dan stabilitas pola gerakan. Rusterholz dkk [8] melaporkan bahwa *smartwatch* cenderung memberikan hasil yang lebih mendekati alat laboratorium pada intensitas tinggi, terutama ketika ritme gerakan dan detak jantung lebih stabil. Temuan ini sejalan dengan ulasan Pardamean dkk (2020), yang menegaskan bahwa variabilitas gerakan dan fluktuasi dari sinyal sensor merupakan faktor utama penyebab ketidakselarasan estimasi perangkat

wearable, terutama pada aktivitas berintensitas rendah dan tidak ritmis [9].

Berdasarkan temuan-temuan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menilai tingkat kesesuaian (*agreement*) antara estimasi kalori yang dihasilkan oleh Xiaomi Smart Band 8 dan 10 dengan perhitungan manual berbasis *Metabolic Equivalent of Task* (MET). Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mengkaji perbedaan pola kesesuaian estimasi tersebut pada berbagai intensitas aktivitas olahraga, yaitu berjalan, jogging, dan berlari, guna memperoleh gambaran empiris mengenai kinerja estimasi energi *smartwatch* pada konteks aktivitas olahraga harian.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Perkembangan perangkat *wearable* dalam satu dekade terakhir menunjukkan peningkatan signifikan, terutama pada penggunaan *smartwatch* untuk pemantauan aktivitas fisik. Berbagai penelitian menyoroti bagaimana perangkat ini mengestimasi parameter fisiologis seperti detak jantung, intensitas aktivitas, serta estimasi pengeluaran energi, namun tingkat keakuratannya sangat bergantung pada sensor dan algoritma internal yang digunakan. Berdasarkan tinjauan pustaka pada penelitian ini, beberapa tema muncul dari studi-studi terdahulu yang menjadi dasar dilakukannya penelitian tentang kesesuaian estimasi energi antara *smartwatch* dan metode manual berbasis *Metabolic Equivalent of Task* (MET).

Penelitian yang dilakukan oleh Feehan dkk (2018) menekankan bahwa perangkat *wearable* modern telah mampu merekam berbagai parameter aktivitas fisik secara kontinu menggunakan sensor optik dan akselerometer [1]. Meskipun demikian, studi tersebut menunjukkan adanya variasi akurasi antar perangkat yang dipengaruhi oleh strategi algoritmik masing-masing produsen. Hal ini sejalan dengan kebutuhan untuk melakukan evaluasi kesesuaian data estimasi energi *smartwatch* terhadap metode pembandingan yang lebih baku.

Sementara itu, Le dkk (2022) mengevaluasi tiga *smartwatch* populer dan menemukan bahwa tingkat keakuratan estimasi energi berbeda-beda tergantung intensitas aktivitas yang dilakukan. Pada intensitas sedang hingga tinggi, performa perangkat cenderung lebih stabil dibandingkan pada intensitas rendah [3]. Kesimpulan ini penting sebagai landasan penelitian ini, karena perbedaan intensitas aktivitas juga menjadi variabel dalam pengumpulan data.

Berbeda dengan studi tersebut, Chen dkk (2024) mengembangkan pendekatan estimasi energi berbasis MET dengan memanfaatkan data sensor *wearable* [4].

Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa integrasi nilai MET dapat menghasilkan estimasi energi dengan korelasi yang cukup tinggi terhadap nilai referensi. Temuan ini memperkuat rasional penggunaan perhitungan manual berbasis MET sebagai *benchmark* untuk menilai kesesuaian hasil estimasi energi dari *smartwatch*.

Selain itu, penelitian oleh Kim & Seong (2025) memperkenalkan model personalisasi estimasi energi yang menggabungkan nilai MET, detak jantung, serta pembelajaran mesin [5]. Studi tersebut menegaskan bahwa pendekatan fisiologis berbasis MET tetap relevan dalam estimasi energi, namun akurasi dapat ditingkatkan apabila mempertimbangkan karakteristik individu secara lebih spesifik. Hal ini menunjukkan bahwa pengukuran energi sangat bergantung pada stabilitas fisiologis pengguna—faktor yang juga diamati dalam penelitian ini.

Kajian lain oleh Pardamean dkk (2020) pada populasi pengguna di Indonesia menemukan bahwa akurasi perangkat *wearable* konsumen dalam mengukur langkah, intensitas aktivitas, dan estimasi energi masih bervariasi dan tidak selalu konsisten antar perangkat maupun antar kondisi aktivitas [9]. Penelitian ini memberikan gambaran bahwa estimasi energi dari perangkat konsumen tidak dapat langsung diasumsikan akurat, sehingga diperlukan pengujian kesesuaian seperti yang dilakukan dalam studi ini.

Di sisi lain, penelitian Ceugniesz dkk (2025) mengungkap bahwa sensor optik pada pergelangan tangan rentan terhadap artefak gerakan, terutama pada aktivitas non-ritmis. Ketidakstabilan sinyal ini dapat menyebabkan deviasi estimasi energi [10]. Temuan ini mendukung interpretasi bahwa intensitas dan konsistensi gerakan fisik merupakan faktor penting dalam menentukan kualitas estimasi energi pada *smartwatch*.

Penelitian oleh Rusterholz dkk (2023) menunjukkan bahwa pada aktivitas aerobik intensitas tinggi, estimasi energi dan detak jantung perangkat *wearable*—khususnya *smartwatch* premium—memiliki kesesuaian yang baik terhadap alat referensi laboratorium [8]. Temuan ini memperkuat bukti bahwa kondisi fisiologis yang stabil berperan penting dalam meningkatkan presisi estimasi energi.

Hasil tinjauan pustaka ini menunjukkan bahwa meskipun penggunaan *smartwatch* untuk estimasi energi semakin populer, variasi hasil antar perangkat dan tingkat sensitivitas terhadap intensitas aktivitas masih menjadi tantangan utama. Dengan demikian, penelitian ini memiliki urgensi untuk menilai *agreement* antara estimasi energi Xiaomi Smart Band

dengan metode perhitungan manual berbasis MET pada berbagai intensitas aktivitas, sehingga dapat memberikan pemahaman tambahan mengenai batasan serta potensi pemanfaatan perangkat *wearable* dalam konteks olahraga harian.

2.1. *Smartwatch* dan Teknologi *Wearable* dalam Pengukuran Aktivitas Fisik

Perkembangan teknologi *wearable*, khususnya *smartwatch*, telah mengubah cara individu memantau aktivitas fisik dan biometrik tubuh. Perangkat ini dibekali sensor seperti photoplethysmography (PPG) untuk detak jantung, akselerometer untuk pola gerak, dan GPS untuk jarak serta kecepatan. Kombinasi sensor tersebut memungkinkan *smartwatch* mengestimasi energi yang dikeluarkan pengguna dalam aktivitas fisik [11].

Meskipun praktis, estimasi energi pada *smartwatch* masih dipengaruhi jenis sensor, algoritma internal, kondisi lingkungan, dan karakteristik pengguna. Fuller dkk (2020) menegaskan bahwa estimasi energi merupakan metrik paling bervariasi dibanding detak jantung atau langkah. Le dkk [3] menunjukkan bahwa tiga *smartwatch* yang diuji (Apple Watch 6, Garmin Fenix 6, dan Huawei GT 2e) menghasilkan variasi akurasi pada aktivitas berjalan dan berlari. Variasi ini menunjukkan bahwa algoritma memainkan peran penting dalam kualitas estimasi energi [11].

Namun beberapa studi menemukan kecenderungan *overestimate* atau *underestimate* pada *smartwatch* dibanding pengukuran *indirect calorimetry* [12]. Dengan demikian, penelitian ini menempatkan *smartwatch* sebagai objek yang diukur tingkat kesesuaiannya (*agreement*) terhadap metode fisiologis berbasis MET, bukan sebagai instrumen referensi akurasi absolut.

2.2. Konsep Pembakaran kalori dan *Metabolic Equivalent of Task* (MET)

Pengeluaran energi fisik berkaitan erat dengan konsumsi oksigen ($\dot{V}O_2$) yang meningkat seiring intensitas aktivitas. Studi Makino dkk (2022) dan Crossley dkk (2018) menunjukkan bahwa meningkatnya kecepatan atau perubahan pola gerakan menyebabkan kenaikan kebutuhan energi [13], [14]. Konsep MET digunakan untuk menstandarkan intensitas aktivitas, di mana 1 MET didefinisikan sebagai konsumsi oksigen sebesar 3,5 mL O_2 /kg/menit [6].

Perhitungan energi menggunakan rumus MET sebagai berikut:

$$\text{Kalori} = \text{MET} \times \text{Berat Badan (kg)} \times \text{Durasi (jam)} \quad (1)$$

Beberapa penelitian menegaskan bahwa pendekatan berbasis MET tetap stabil sebagai metode estimasi energi. Liu dkk (2025) menemukan bahwa beberapa *smartwatch* berharga rendah menunjukkan *error* tinggi dan tidak konsisten terhadap *indirect calorimetry*, sehingga MET dapat menjadi metode pembandingan yang lebih stabil [15]. Martín-Martín dkk (2022) juga menunjukkan korelasi tinggi antara estimasi berbasis MET dan referensi fisiologis ketika nilai MET digunakan sebagai kalibrasi [16].

2.3. Perbandingan Pengukuran Kalori: Manual (MET) dan *Smartwatch*

Estimasi energi dapat dihitung melalui metode manual berbasis MET maupun estimasi otomatis oleh *smartwatch*. Perhitungan manual berbasis MET bersifat sederhana, baku, dan berbasis fisiologi oksigen. Sebaliknya, *smartwatch* menggabungkan sinyal PPG, akselerometer, giroskop, dan algoritma prediktif untuk menghitung energi secara *real-time*.

Beberapa studi menilai performa *smartwatch* terhadap metode referensi. Navalta dkk (2024) menemukan bahwa *error* estimasi energi wearable berada pada rentang 18–28% untuk aktivitas aerobik moderat [17]. Liu dkk (2025) menunjukkan bahwa akurasi *wearable* sangat bergantung pada perangkat dan algoritmanya [15]. Rusterholz dkk (2023) menemukan bahwa estimasi energi Apple Watch 7 tidak berbeda signifikan versus PARVO *metabolic system* ($p > 0.05$), terutama pada aktivitas aerobik [8].

Dengan demikian, kedua pendekatan digunakan dalam penelitian ini bukan untuk menentukan mana yang paling akurat, melainkan untuk menilai tingkat kesesuaian (*agreement*) antara estimasi *smartwatch* dan perhitungan manual berbasis MET.

2.4. Uji Statistik: Uji t Berpasangan

Penelitian ini menggunakan uji *paired t-test* karena setiap sesi aktivitas menghasilkan dua pengukuran berpasangan untuk individu yang sama: estimasi energi *smartwatch* dan estimasi manual berbasis MET. Uji ini menguji apakah rata-rata selisih dua metode berbeda signifikan dari nol. Rumus uji t berpasangan dituliskan sebagai berikut [18]:

$$t = \frac{\bar{d}}{s_d/\sqrt{n}} \quad (2)$$

Dimana:

- $\bar{d}$ 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 $p \geq 0.05$, maka kedua metode dianggap memiliki kesesuaian yang memadai. Pendekatan ini umum digunakan dalam penelitian validasi perangkat *wearable* karena mampu menilai pola perbedaan secara langsung antara dua metode yang diuji berpasangan.

Le dkk (2022) menggunakan pendekatan serupa untuk membandingkan tiga *smartwatch* dengan *indirect calorimetry*. Hasilnya menunjukkan perangkat tertentu memiliki selisih tidak signifikan ($p > 0.05$) [3], sehingga *paired t-test* terbukti sesuai untuk menilai *agreement* antara dua metode estimasi energi.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif komparatif untuk menganalisis perbedaan hasil estimasi kalori dari *smartwatch* Xiaomi Smart Band 8 dan 10 terhadap perhitungan manual berbasis MET. Pendekatan ini dipilih untuk menilai tingkat kesesuaian (*agreement*) antara dua metode estimasi energi pada kondisi aktivitas fisik. Dalam konteks ini, perhitungan MET digunakan sebagai standar referensi teoritis yang banyak dipakai dalam fisiologi olahraga, sehingga hasil *smartwatch* dapat dibandingkan secara sistematis dengan pendekatan fisiologis yang terdokumentasi. Pendekatan tersebut memungkinkan evaluasi kuantitatif terhadap konsistensi dan keselarasan antara algoritma *smartwatch* dan perhitungan manual MET pada konteks aktivitas olahraga harian.

3.1. Rancangan Penelitian

Penelitian ini termasuk dalam jenis penelitian komparatif kuantitatif, dengan membandingkan dua metode pengukuran terhadap variabel yang sama, yaitu estimasi kalori dari *smartwatch* dan perhitungan manual berbasis MET. Pendekatan ini sejalan dengan metode validasi yang digunakan oleh Le dkk (2022) yang membandingkan estimasi energi dari beberapa *smartwatch* dengan pengukuran referensi *indirect calorimetry* [3]. Sementara itu, Chen dkk (2024) tidak melakukan perbandingan dua metode secara langsung,

tetapi mengembangkan dan memvalidasi model estimasi MET berbasis sensor *wearable* [4], sehingga relevan sebagai landasan teoritis mengenai penggunaan MET dalam estimasi energi.

Dengan melibatkan tiga partisipan dan rancangan pengukuran berulang per individu (15 sesi latihan), penelitian ini dikategorikan sebagai *preliminary study* dengan desain *case series*, sehingga temuan yang dihasilkan lebih menekankan pada pola kesesuaian dan konsistensi estimasi antar metode pada konteks kasus yang spesifik.

3.2. Subjek dan Data Penelitian

Penelitian ini dilakukan menggunakan data hasil aktivitas lari dari tiga partisipan, masing-masing menjalani 15 sesi lari dengan durasi rata-rata 30 menit per sesi. Aktivitas dilakukan pada lintasan datar seperti *jogging track* untuk menjaga kestabilan kondisi pengukuran, mengurangi faktor eksternal, serta menggambarkan kondisi nyata pada masyarakat ketika melakukan aktivitas *jogging* ataupun lari. Seluruh data diperoleh dari hasil pencatatan *smartwatch* selama sesi lari yang telah terhubung dengan aplikasi pendukung seperti Mi Fitness dan Strava. Hasil estimasi kalori dari *smartwatch* kemudian dibandingkan dengan hasil perhitungan manual berbasis MET.

Ketiga partisipan yang terlibat dalam penelitian ini memiliki karakteristik demografis yang berbeda. Individu A adalah laki-laki berusia 23 tahun dengan berat badan 74 kg dan tinggi 177 cm, terbiasa melakukan aktivitas olahraga terutama lari. Individu B adalah laki-laki berusia 22 tahun dengan berat badan 65 kg dan tinggi 168 cm, dengan pola aktivitas fisik yang lebih rendah dibanding individu lainnya. Individu C adalah perempuan berusia 18 tahun dengan berat badan 48 kg dan tinggi 160 cm, memiliki kondisi fisik yang cukup baik untuk melakukan aktivitas olahraga meskipun tidak berolahraga secara rutin. Variasi usia, jenis kelamin, berat badan, tinggi badan, serta tingkat aktivitas harian ini memberikan gambaran yang lebih luas mengenai perbedaan estimasi energi antar individu, sehingga hasil penelitian dapat mencerminkan kondisi nyata pengguna *smartwatch* pada umumnya.

3.3. Perangkat dan Instrumen Penelitian

Perangkat utama yang digunakan adalah *smartwatch* Xiaomi Smart Band (seri 8 dan 10), yang mencatat estimasi kalori berdasarkan kombinasi sensor detak jantung optik dan akselerometer. Sebagai pembanding, digunakan perhitungan manual berbasis rumus MET, sebagaimana dijelaskan dalam

Compendium of Physical Activities oleh Ainsworth dkk [6], yang mendefinisikan 1 nilai MET sebagai 1 kkal/kg/jam dan perhitungan manual energi dilakukan menggunakan persamaan berikut:

$$\text{Kalori} = \text{MET} \times \text{Berat Badan (kg)} \times \text{Durasi (jam)} \quad (3)$$

Menurut Ainsworth dkk (2011), satu nilai MET setara dengan pengeluaran energi sebesar satu kilokalori per kilogram berat badan per jam (1 kkal/kg/jam), sehingga energi aktivitas dapat dihitung langsung dari durasi dan intensitas aktivitas yang dilakukan [6]. Sementara itu, Forsum dkk (2018) menjelaskan bahwa nilai MET mencerminkan rasio antara pengeluaran energi saat aktivitas terhadap pengeluaran energi saat istirahat (*resting energy expenditure*), yang secara fisiologis setara dengan konsumsi oksigen sebesar 3,5 mL/O₂/kg/menit [7].

Nilai MET yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari *Compendium of Physical Activities* dengan kisaran 7,5 sampai 11,5, disesuaikan dengan intensitas dari masing-masing partisipan. Data tambahan seperti jarak, durasi, kecepatan, dan detak jantung diperoleh dari Strava yang telah disinkronkan dengan *smartwatch*, kemudian direkap menggunakan Microsoft Excel untuk keperluan analisis data.

3.4. Prosedur Analisis Data

Langkah-langkah analisis data dilakukan sebagai berikut:

1. Pengumpulan data: Data estimasi kalori diperoleh dari hasil pengukuran *smartwatch* dan perhitungan manual berbasis MET.
2. Pemeriksaan normalitas data: Uji normalitas digunakan untuk memastikan bahwa data dalam penelitian memiliki distribusi yang mendekati normal. Pada penelitian ini, pengujian normalitas dilakukan menggunakan metode Shapiro-Wilk dengan tingkat signifikansi 0,05 [19]. Metode tersebut dipilih karena direkomendasikan untuk ukuran sampel kecil ($n < 50$) sehingga sesuai dengan karakteristik data [20].
3. Uji perbandingan: Perbandingan antara estimasi kalori dari *smartwatch* dan perhitungan manual berbasis MET dilakukan menggunakan *paired sample t-test* untuk setiap kombinasi individu-aktivitas. Pemilihan uji ini didasarkan pada prinsip bahwa *paired t-test* dirancang untuk menilai apakah rata-rata perbedaan dua pengukuran berpasangan berbeda secara signifikan dari nol. Pendekatan ini umum digunakan dalam studi perbandingan dua metode pengukuran, sebagaimana dijelaskan oleh Anderson dkk (2020), yang menggunakan *paired t-test* untuk mengevaluasi bias sistematis (*mean*

difference) antara dua teknik pengukuran dalam konteks analisis Bland-Altman [21]. Dengan demikian, uji ini memberikan informasi mengenai ada tidaknya perbedaan sistematis antara kedua metode estimasi energi.

4. Interpretasi hasil: Hasil analisis diinterpretasikan untuk menilai tingkat kesesuaian antara pola estimasi energi dari *smartwatch* dan perhitungan berbasis MET pada konteks aktivitas lari, berjalan, dan jogging dalam desain *preliminary case series* ini.

3.5. Teknik Analisis Data

Analisis dilakukan secara deskriptif dan inferensial. Pada analisis inferensial, tahap pertama dilakukan uji normalitas untuk memastikan data berdistribusi normal. Selanjutnya dilakukan uji *paired sample t-test* untuk menguji apakah terdapat perbedaan signifikan antara hasil pengukuran dari *smartwatch* dan perhitungan manual berbasis MET.

Secara metodologis, uji t berpasangan dipilih karena:

- a. Data berasal dari pasangan pengukuran pada sesi yang sama (*within-subject*), sehingga observasi saling berhubungan.
- b. Fokus analisis adalah pada perbedaan rata-rata antara dua pendekatan estimasi (*smartwatch* dan MET), bukan pada pemodelan variabilitas antar individu dalam populasi yang luas.
- c. Dengan asumsi bahwa selisih kedua metode berdistribusi normal, uji t berpasangan digunakan karena merupakan prosedur parametrik sederhana yang dirancang untuk mengevaluasi apakah perbedaan rata-rata dua pengukuran berpasangan berbeda secara signifikan dari nol. Pendekatan ini konsisten dengan Anderson dkk (2020), yang menggunakan *two-sided paired t-test* dalam tahap *preliminary* untuk mendeteksi ada tidaknya *systematic bias* antara dua metode sebelum dilakukan analisis *agreement* lanjutan seperti Bland-Altman [21].

Seluruh analisis dilakukan menggunakan SPSS dan Microsoft Excel, dengan taraf signifikansi = 0,05. Dalam konteks penelitian ini, hasil uji diinterpretasikan sebagai indikator kesesuaian dan konsistensi estimasi antara algoritma internal *smartwatch* dan perhitungan teoritis berbasis MET pada aktivitas olahraga.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Teknik Analisis Data

Penelitian ini membandingkan hasil estimasi kalori yang diukur menggunakan Xiaomi Smart Band 8 dan Xiaomi Smart Band 10 terhadap perhitungan manual berbasis MET. Tiga partisipan diuji dengan karakteristik aktivitas berbeda, masing-masing menjalani 15 sesi latihan dengan kriteria:

- 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 pembanding tambahan, individu A juga melakukan aktivitas lari menggunakan Xiaomi Smart Band 8 untuk menguji pengaruh intensitas dan perbedaan seri perangkat terhadap hasil estimasi kalori.

4.2. Gambaran Umum

Pada tahap awal analisis, penelitian ini menyajikan gambaran umum hasil perbandingan estimasi kalori antara Xiaomi Smart Band 8 dan 10 dengan perhitungan manual berbasis MET pada tiga jenis aktivitas fisik, yaitu berlari, berjalan, dan jogging. Visualisasi pada gambar satu sampai empat digunakan untuk memperlihatkan pola kecenderungan nilai, kedekatan tren, serta deviasi antara kedua pendekatan estimasi sepanjang dilakukannya sesi latihan. Gambaran umum ini menjadi dasar untuk menilai tingkat kesesuaian dan konsistensi estimasi energi oleh *smartwatch* dalam konteks aktivitas fisik harian.



Gambar 2. Grafik kalori lari

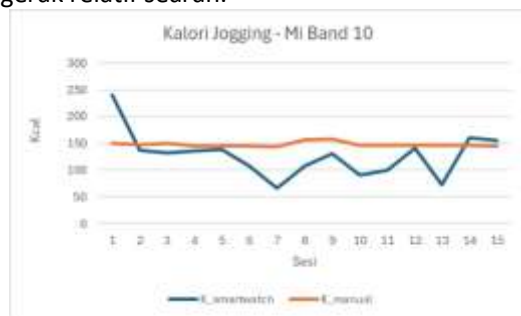
Gambar 2 memperlihatkan pola estimasi kalori pada aktivitas lari yang relatif stabil pada kisaran 220 hingga 260 kcal sepanjang 15 sesi. Perhitungan manual berbasis MET menunjukkan tren yang hampir sejajar dengan hasil *smartwatch*. Secara visual, kedua metode

menghasilkan pola yang searah (*agreement* tinggi), meskipun terdapat variasi minor antar-sesi yang wajar dalam aktivitas lari harian.



Gambar 3. Grafik kalori berjalan

Berdasarkan gambar 3, estimasi kalori *smartwatch* saat berjalan menunjukkan tren peningkatan, terutama setelah sesi ke-7. Dibandingkan perhitungan MET, nilai *smartwatch* konsisten lebih tinggi (*overestimation*). Hal ini mengindikasikan adanya ketidaksesuaian pada aktivitas dengan intensitas rendah, meskipun secara umum grafik kedua metode bergerak relatif searah.



Gambar 4. Grafik kalori jogging

Gambar 4 menunjukkan bahwa estimasi *smartwatch* pada aktivitas jogging lebih berfluktuasi dengan rentang lebar antar-sesi dibandingkan perhitungan MET yang stabil. Perbedaan pola ini mengindikasikan bahwa pada aktivitas dengan intensitas menengah, algoritma *smartwatch* merespons variabilitas gerakan secara lebih sensitif dibandingkan perhitungan manual.



Gambar 5. Grafik kalori data pembanding

Gambar 5 memperlihatkan hasil estimasi kalori pada aktivitas lari menggunakan Xiaomi Smart Band 8. Secara umum, pola estimasi antara *smartwatch* dan perhitungan manual menunjukkan kecenderungan yang searah pada sebagian besar sesi. Meskipun terdapat deviasi pada sejumlah titik pengukuran, perbedaan tersebut masih berada dalam rentang variasi antar-sesi yang wajar. Pola ini menunjukkan bahwa pada aktivitas lari dengan intensitas lebih tinggi, estimasi energi dari perangkat relatif stabil ketika dibandingkan dengan pendekatan perhitungan berbasis MET.

4.3. Hasil Uji Normalitas per Individu

Uji normalitas dilakukan menggunakan Shapiro-Wilk test, karena metode ini sesuai untuk jumlah sampel kecil ($n < 50$) sebagaimana disarankan oleh Mishra dkk (2019) [22]. Pengujian dilakukan terhadap nilai selisih antara hasil estimasi kalori *smartwatch* dan perhitungan manual berbasis MET untuk setiap individu.

TABEL I. UJI NORMALITAS INDIVIDU A

Uji	Statistic	df	Sig.	Keterangan
Klomogorov-Smirnov	0.172	15	0.200	Normal
Shapiro-Wilk	0.900	15	0.94	Normal

Berdasarkan tabel I, nilai signifikansi pada uji Shapiro-Wilk > 0.05 menunjukkan bahwa data selisih berdistribusi normal. Dengan demikian, data memenuhi asumsi normalitas dan layak dianalisis menggunakan *paired sample t-test*.

TABEL II. UJI NORMALITAS INDIVIDU B

Uji	Statistic	df	Sig.	Keterangan
Klomogorov-Smirnov	0.202	15	0.102	Normal
Shapiro-Wilk	0.890	15	0.66	Normal

Berdasarkan tabel II, nilai signifikansi > 0.05 , data dapat dikatakan berdistribusi normal. Oleh karena itu, analisis selanjutnya dapat dilanjutkan menggunakan uji t berpasangan untuk menguji perbedaan hasil estimasi kalori.

TABEL III. UJI NORMALITAS INDIVIDU C

Uji	Statistic	df	Sig.	Keterangan
Klomogorov-Smirnov	0.162	15	0.200	Normal
Shapiro-Wilk	0.915	15	0.191	Normal

Berdasarkan tabel III, hasil uji menunjukkan nilai signifikansi > 0.05 , sehingga data berdistribusi normal. Dengan terpenuhinya asumsi normalitas, maka dapat diproses pada tahap analisis inferensial.

TABEL IV. UJI NORMALITAS DATA PEMBANDING

Uji	Statistic	df	Sig.	Keterangan
Klomogorov-Smirnov	0.154	15	0.200	Normal
Shapiro-Wilk	0.941	15	0.652	Normal

Berdasarkan tabel IV, nilai signifikansi > 0.05 menandakan bahwa distribusi data selisih adalah normal. Oleh karena itu, pengujian menggunakan uji t berpasangan dapat diterapkan untuk mengkonfirmasi konsistensi hasil estimasi *smartwatch* dengan perhitungan manual berbasis MET.

4.4. Hasil Uji t Berpasangan per Individu

Uji t berpasangan digunakan dalam penelitian ini untuk melihat apakah terdapat perbedaan antara rata-rata antara dua pendekatan estimasi energi *smartwatch* dengan perhitungan MET pada sesi yang sama. Karena penelitian ini masih merupakan *preliminary case series*, hasil uji t tidak dimaksudkan untuk menilai akurasi absolut perangkat, tetapi untuk menilai kecenderungan bias sistematis (*over* atau *under-estimation*) pada masing-masing individu dan jenis aktivitas.

TABEL V. UJI T BERPASANGAN INDIVIDU A

Komponen	Nilai	Keterangan
Mean Difference (S-M)	-0.772 kcal	Smartwatch < Manual
t	-0.161	Nilai t hitung
df	14	Derajat bebas
Sig. (2-tailed)	0.875	Tidak signifikan ($p > 0.05$)

Berdasarkan tabel V menunjukkan bahwa $p\text{-value} = 0.875$ (> 0.05). Hal ini mengindikasikan bahwa perbedaan rata-rata antara kedua metode tidak signifikan, sehingga tidak ditemukan bukti adanya bias sistematis pada individu A. Ini berarti, pada konteks lari dengan intensitas yang relatif stabil, estimasi energi dari kedua metode menunjukkan tingkat kesesuaian yang cukup baik.

TABEL VI. UJI T BERPASANGAN INDIVIDU B

Komponen	Nilai	Keterangan
Mean Difference (S-M)	28.62 kcal	Smartwatch > Manual
t	4.027	Nilai t hitung
df	14	Derajat bebas
Sig. (2-tailed)	0.001	Signifikan ($p < 0.05$)

Berdasarkan tabel VI, $p\text{-value} = 0.01 < 0.05$, menunjukkan adanya perbedaan yang signifikan antara kedua metode. Perbedaan ini mengindikasikan adanya bias sistematis, dimana *smartwatch* cenderung menghasilkan nilai lebih tinggi dibandingkan perhitungan MET. Temuan ini menunjukkan bahwa pada intensitas rendah, kedua pendekatan belum sepenuhnya selaras, sehingga perbedaan pola estimasi lebih mungkin terjadi.

TABEL VII. UJI T BERPASANGAN INDIVIDU C

Komponen	Nilai	Keterangan
Mean Difference (S-M)	-19.92 kcal	Smartwatch < Manual
t	-1.851	Nilai t hitung
df	14	Derajat bebas
Sig. (2-tailed)	0.085	Tidak signifikan ($p > 0.05$)

Berdasarkan tabel VII, $p\text{-value} = 0.085 > 0.05$ menunjukkan bahwa perbedaan rata-rata kedua metode tidak signifikan. Meskipun demikian, nilai p yang mendekati batas 0.05 menunjukkan adanya variabilitas antar sesi, sehingga tingkat kesesuaian di aktivitas jogging bersifat lebih moderat dibandingkan aktivitas lari.

TABEL VIII. UJI T BERPASANGAN DATA PEMBANDING

Komponen	Nilai	Keterangan
Mean Difference (S-M)	-35.87 kcal	Smartwatch < Manual
t	-2.205	Nilai t hitung
df	14	Derajat bebas
Sig. (2-tailed)	0.070	Tidak signifikan ($p > 0.05$)

Berdasarkan tabel VIII, $p\text{-value} = 0.070 > 0.05$. Dengan demikian, tidak terdapat perbedaan rata-rata yang signifikan antara metode *smartwatch* dan MET pada kondisi ini. Temuan ini mendukung interpretasi

bahwa perbedaan yang muncul pada individu B lebih dipengaruhi oleh intensitas aktivitas, bukan oleh perbedaan seri perangkat.

4.5. Pembahasan

TABEL IX. PERBANDINGAN ANTAR AKTIVITAS

Aktivitas	Perangkat	Keputusan	Selisi h (S-M)	Interpretasi
Lari (A)	Xiaomi Smart Band 10	Tidak signifikan	Lebih rendah	Pola estimasi relatif selaras pada intensitas tinggi; perbedaan kecil dan konsisten
Berjalan (B)	Xiaomi Smart Band 8	signifikan	Lebih tinggi	Terjadi bias positif pada intensitas rendah; pola gerakan tidak stabil mempengaruhi estimasi
Jogging (C)	Xiaomi Smart Band 10	Tidak signifikan	Lebih rendah	Pola estimasi cukup stabil pada intensitas sedang meski terdapat fluktuasi
Lari (pembandingan)	Xiaomi Smart Band 8	Tidak signifikan	Lebih rendah	Kesesuaian meningkat pada intensitas tinggi; bias kecil dan konsisten

Hasil penelitian pada tabel 9 menunjukkan bahwa pola kesesuaian antara estimasi energi dari Xiaomi Smart Band 8 dan 10 dengan perhitungan manual

berbasis MET sangat dipengaruhi oleh intensitas aktivitas fisik. Pada aktivitas berjalan (individu B), terjadi perbedaan signifikan yang ditandai dengan kecenderungan bias positif (*overestimation*). Kondisi ini wajar karena aktivitas berintensitas rendah menghasilkan pola gerak pergelangan dan fluktuasi detak jantung yang tidak stabil, sehingga sensor optik dan akselerometer bekerja kurang konsisten. Temuan ini sejalan dengan penelitian Ceugniesz dkk (2025) yang menyatakan bahwa instabilitas gerakan tangan dapat meningkatkan *error* pembacaan PPG [10].

Sebaliknya, pada aktivitas berlari (individu A dan data pembandingan), hasil uji t berpasangan menunjukkan tidak terdapat perbedaan signifikan antara kedua metode, mengindikasikan adanya pola estimasi yang lebih stabil pada intensitas tinggi. Pola ini konsisten dengan penelitian Le dkk (2022) yang menjelaskan bahwa perangkat *wearable* cenderung menghasilkan estimasi energi yang lebih stabil ketika ritme gerakan dan detak jantung lebih konsisten, seperti pada aktivitas olahraga dengan intensitas menengah hingga tinggi [3].

Hasil yang serupa juga terlihat pada aktivitas jogging (individu C), dimana perbedaan tidak signifikan meskipun terdapat variasi antar sesi. Pada intensitas sedang, kestabilan pola gerakan sudah mulai terbentuk namun masih dapat dipengaruhi kelelahan sesaat atau pada variasi langkah. Penelitian Rusterholz dkk (2023) turut mendukung temuan tersebut melalui uji VO_2 max, dimana perangkat *smartwatch* menunjukkan estimasi yang tidak berbeda signifikan dari alat kriteria (PARVO) pada intensitas tinggi [8]. Hal ini memperkuat bahwa intensitas merupakan faktor kunci dalam stabilitas algoritma sensor *wearable*.

Secara fisiologis, hubungan ini sesuai dengan prinsip yang dikemukakan oleh Ainsworth dkk (2011) dan Forsum dkk (2018), bahwa peningkatan konsumsi oksigen dan nilai MET berbanding lurus dengan intensitas aktivitas, sehingga pola energi lebih mudah diprediksi pada intensitas sedang-tinggi [6], [7]. Dengan demikian, dalam konteks penelitian ini, Xiaomi Smart Band 8 dan 10 menunjukkan tingkat *agreement* yang lebih baik pada aktivitas olahraga dengan intensitas moderat hingga tinggi.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa secara umum terdapat kesesuaian (*agreement*) antara hasil estimasi kalori yang dihasilkan oleh *smartwatch* Xiaomi Smart band 8 dan 10 dengan perhitungan manual berbasis MET.

Hasil uji statistik menunjukkan bahwa pada aktivitas berintensitas sedang hingga tinggi tidak ditemukan perbedaan yang signifikan antara kedua metode estimasi, sehingga dapat dikatakan *smartwatch* memberikan estimasi kalori yang relatif selaras dengan pendekatan fisiologis berbasis MET pada kondisi tersebut.

Sebaliknya, pada aktivitas berintensitas rendah, seperti berjalan, ditemukan perbedaan yang signifikan antara estimasi kalori *smartwatch* dan perhitungan manual berbasis MET, yang mengindikasikan adanya kecenderungan overestimasi oleh *smartwatch*. Temuan ini menunjukkan bahwa tingkat kesesuaian estimasi kalori *smartwatch* tidak bersifat seragam, melainkan dipengaruhi oleh intensitas aktivitas fisik yang dilakukan.

5.2. Saran

Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan pendekatan analisis yang tidak hanya menilai perbedaan rata-rata, tetapi juga mengevaluasi bentuk hubungan dan pola kesesuaian menggunakan metode tambahan seperti *Bland-Altman plot* atau *mixed-effects modeling* untuk memahami variasi intra-individu maupun antar-individu secara lebih mendalam. Selain itu, studi lanjutan perlu mengeksplorasi bagaimana faktor fisiologis seperti variabilitas detak jantung, perubahan suhu tubuh, efisiensi gerakan, dan tingkat kebugaran berkontribusi terhadap perbedaan estimasi energi antara algoritma *smartwatch* dan perhitungan berbasis MET. Pendekatan ini penting untuk mengidentifikasi kondisi aktivitas atau karakteristik pengguna yang menyebabkan bias estimasi meningkat. Bagi pengguna umum, perangkat ini layak digunakan untuk menjaga konsistensi latihan lari atau jogging, namun pengguna perlu berhati-hati dalam menafsirkan angka kalori pada aktivitas ringan karena potensi overestimasi yang terdeteksi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. M. Feehan dkk., "Accuracy of fitbit devices: Systematic review and narrative syntheses of quantitative data," 1 Agustus 2018, *JMIR Publications Inc.* doi: 10.2196/10527.
- [2] "Wearable Devices Market Insights," International Data Corporation (IDC). Diakses: 11 Desember 2025. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.idc.com/promo/wearablevendor/>
- [3] S. Le dkk., "Validity of three smartwatches in estimating energy expenditure during outdoor walking and running," *Front Physiol*, vol. 13, Sep 2022, doi: 10.3389/fphys.2022.995575.
- [4] D. Chen dkk., "Development and validation of a smartwatch algorithm for differentiating physical activity intensity in health monitoring," *Sci Rep*, vol. 14, no. 1, Des 2024, doi: 10.1038/s41598-024-59602-6.
- [5] M. S. Kim dan J. H. Seong, "A Personalized Energy Expenditure Estimation Method Using Modified MET and Heart Rate-Based DQN," *Sensors*, vol. 25, no. 11, Jun 2025, doi: 10.3390/s25113416.
- [6] B. E. Ainsworth dkk., "2011 compendium of physical activities: A second update of codes and MET values," Agustus 2011. doi: 10.1249/MSS.0b013e31821ece12.
- [7] E. Forsum, B. Janerot-Sjöberg, dan M. Löf, "MET-values of standardised activities in relation to body fat: Studies in pregnant and non-pregnant women," *Nutr Metab (Lond)*, vol. 15, no. 1, Jun 2018, doi: 10.1186/s12986-018-0281-z.
- [8] F. Rusterholz, C. A. Peacock, A. Rodriguez, dan V. Ortiz, "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*, Apr 2023. [Daring]. Tersedia pada: https://nsuworks.nova.edu/hpd_facarticles/415
- [9] B. Pardamean, H. Soeparno, A. Budiarto, B. Mahesworo, dan J. Baurley, "Quantified self-using consumer wearable device: predicting physical and mental health," *Healthc Inform Res*, vol. 26, no. 2, hlm. 83–92, Apr 2020, doi: 10.4258/hir.2020.26.2.83.
- [10] M. Ceugniez, H. Devanne, dan E. Hermand, "Reliability and Accuracy of the Fitbit Charge 4 Photoplethysmography Heart Rate Sensor in Ecological Conditions: Validation Study," *JMIR Mhealth Uhealth*, vol. 13, 2025, doi: 10.2196/54871.
- [11] D. Fuller dkk., "Reliability and Validity of Commercially Available Wearable Devices for Measuring Steps, Energy Expenditure, and Heart Rate: Systematic Review," 1 September 2020, *JMIR Publications Inc.* doi: 10.2196/18694.
- [12] S. Mendt dkk., "Laboratory comparison of consumer-grade and research-established wearables for monitoring heart rate, body temperature, and physical activity in sub-Saharan Africa," *Front Physiol*, vol. 16, 2025, doi: 10.3389/fphys.2025.1491401.

- [13] S. G. M. Crossley, K. A. Mackintosh, R. P. Wilson, L. J. Lester, I. W. Griffiths, dan M. A. McNarry, "Energy expenditure associated with walking speed and angle of turn in children," *Eur J Appl Physiol*, vol. 118, no. 12, hlm. 2563–2576, Des 2018, doi: 10.1007/s00421-018-3981-1.
- [14] A. Makino, K. Yamaguchi, D. Sumi, M. Ichikawa, M. Ohno, dan K. Goto, "Comparison of energy expenditure and substrate oxidation between walking and running in men and women," *Phys Act Nutr*, vol. 26, no. 1, hlm. 8–13, Mar 2022, doi: 10.20463/pan.2022.0002.
- [15] Y. Liu dkk., "Validity of four low-cost smartwatches in estimating energy expenditure during cycling in Chinese untrained women," *PLoS One*, vol. 20, no. 9 September, Sep 2025, doi: 10.1371/journal.pone.0331399.
- [16] J. Martín-Martín dkk., "The Validity of the Energy Expenditure Criteria Based on Open Source Code through two Inertial Sensors," *Sensors*, vol. 22, no. 7, Apr 2022, doi: 10.3390/s22072552.
- [17] J. W. Navalta dkk., "Validity and Reliability of Wearable Technology Devices during Simulated Pickleball Game Play," *Sports*, vol. 12, no. 9, Sep 2024, doi: 10.3390/sports12090234.
- [18] D. Ayu Rahmani dkk., "Uji T-Student Dua Sampel Saling Berpasangan/Dependend (Paired Sample t-Test)." [Daring]. Tersedia pada: <https://jpion.org/index.php/jpi568Situswebjurnal>:<https://jpion.org/index.php/jpi>
- [19] N. Umami, A. Hernawan, G. Putu, dan W. Wedashwara, "PENERAPAN REGRESI LINEAR UNTUK PREDIKSI SUHU BADAN SAPI MENGGUNAKAN DATA SMART TERNAK DARI PT TELKOM INDONESIA: STUDI KASUS DI DESA PENGENGAT (Application Of Linear Regression To Predict The Body Temperature Of Cattle Using Data From Smart Ternak PT Telkom Indonesia: Case Study In The Pengengat Village)." [Daring]. Tersedia pada: <http://jtika.if.unram.ac.id/index.php/JTIKA/>
- [20] C. Avram dan M. Mărușteri, "Normality assessment, few paradigms and use cases," *Rev Rom Med Lab*, vol. 30, no. 3, hlm. 251–260, Jul 2022, doi: 10.2478/rrlm-2022-0030.
- [21] O. Anderson dkk., "Fully automated volumetric measurement of malignant pleural mesothelioma from computed tomography images by deep learning: Preliminary results of an internal validation," dalam *BIOIMAGING 2020 - 7th International Conference on Bioimaging, Proceedings; Part of 13th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies, BIOSTEC 2020*, SciTePress, 2020, hlm. 64–73. doi: 10.5220/0008976100640073.
- [22] P. Mishra, C. M. Pandey, U. Singh, A. Gupta, C. Sahu, dan A. Keshri, "Descriptive statistics and normality tests for statistical data," *Ann Card Anaesth*, vol. 22, no. 1, hlm. 67–72, Jan 2019, doi: 10.4103/aca.ACA_157_18.