

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 *State of The Art*

Untuk memetakan celah penelitian (*research gap*) serta menegaskan posisi unik penelitian ini, dilakukan analisis komparatif terhadap 25 referensi ilmiah nasional dan internasional. Perbandingan difokuskan pada aspek kombinasi sensor, metode pengolahan data, dan fungsionalitas sistem guna mengidentifikasi keterbatasan pada penelitian terdahulu yang belum diselesaikan.

Ringkasan pemetaan *research gap* antara penelitian terdahulu dengan sistem yang dikembangkan disajikan dalam Tabel 2.1 berikut:

Tabel 2. 1 Perbandingan Penelitian Sebelumnya (*State of the Art*)

No	Peneliti (Tahun)	Judul Penelitian	Link Jurnal, DOI	Metode	Objek Penelitian	Perbandingan Yang dijadikan alasan tinjauan penelitian
1	Adrian, M. A., Widiarto, M. R., & Kusumadiarti, R. S. Vol 7(2), Hal 108-118, 2022. ISSN: 2614-6606.	Health Monitoring System Dengan Indikator Suhu Tubuh, Detak Jantung Dan Saturasi Oksigen Berbasis Internet of Things (IoT)	https://jurnal.institutpendidikan.ac.id/index.php/petik/article/view/1235 DOI: 10.31980/jpetik.v7i2.1230	R&D – Prototyping	Sistem monitoring HR, Suhu, dan SpO2 berbasis web IoT.	Menggunakan arsitektur monitoring kesehatan umum, sementara penelitian ini memfokuskan implementasinya untuk pelacakan performa gerakan lifting di gym.
2	Alshamari, H. H. Vol 69, Hal	<i>The internet of things healthcare</i>	https://www.sciencedirect.com/science/article	Kuantitatif – Analisis Protokol	Efisiensi pengiriman data	Fokus pada protokol komunikasi MQTT,

	275-287, 2023. ISSN: 1110-0168	<i>e monitoring system based on MQTT protocol</i>	e/pii/S1110016823000881 DOI: 10.1016/j.aej.2023.01.065		kesehatan jarak jauh.	sementara penelitian ini mengoptimalkan pengiriman data melalui BLE ke Dashboard Laravel.
3	Andini, N., Taufiq, R., Prianggo, D. Y., & Sugiani, Y. Vol 7(4), Hal 431-439, 2023. ISSN: 2722-2713.	PENGGU NAAN METODE PROTOTYPE PADA PENGEMBANGAN SISTEM INFORMASI IMUNISASI POSYANDU	https://jurnal.umt.ac.id/index.php/jika/id/article/view/9329 DOI: 10.31000/jika.v7i4.9329	R&D – Prototyping	Metode pengembangan perangkat lunak berbasis prototipe.	Menerapkan metode <i>Prototype</i> untuk sistem informasi rekam medis Posyandu, sedangkan penelitian ini mengadopsi metode tersebut untuk rancang bangun purwarupa alat <i>fatigue gym</i> .
4	Armañac-Julián, P., Kontaxis, S., Rapalis, A., Marozas, V., Laguna, P., Bailón, R., Gil, E., & Lázaro, J. Vol 3, Art 906324 (Hal 1-11),	<i>Reliability of pulse photoplethysmography sensors: Coverage using different body locations</i>	https://www.researchgate.net/publication/364036261 DOI: 10.3389/felcc.2022.906324	Kuantitatif – Analisis Data	Penempatan sensor PPG pada berbagai titik tubuh.	Meneliti reliabilitas lokasi tubuh, sementara penelitian ini memilih lokasi forearm berdasarkan hasil validasi dari temuan tersebut.

	2022. ISSN: 2673- 5857.					
5	Assaad, R. H., Mohammedi, M., & Poudel, O. Vol 381, Art 116074 (Hal 1-16), 2025. ISSN: 0924-4247.	<i>Developing an intelligent IoT-enabled wearable multimodal biosensing device</i>	https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0924424724010689 DOI: 10.1016/j.sna.2024.116074	Kualitatif – Scoping Review	Sistem monitorin g kesehatan berbasis IoT multimodal.	Menggunakan infrastruktur cloud yang luas, sedangkan penelitian ini fokus pada Local Area Network (LAN) untuk efisiensi latensi di gym.
6	(Author & Author, 2025) Vol 13(3S1), Hal 692-699, 2025. ISSN: 2830-7062.	Perancangan sistem monitorin g dan manajemen proyek pegawai berbasis website dengan framework laravel	https://www.researchgate.net/publication/396713454 DOI: 10.23960/jitet.v13i3S1.7770	R&D – Waterfall	Pengembangan sistem manajemen berbasis website dengan Laravel.	Berfokus pada manajemen proyek pegawai, sedangkan penelitian ini memanfaatkan keunggulan framework Laravel untuk visualisasi data biometrik real-time.
7	Budhisantosa, N., Ramadhan, N. R., Akbar, H., & Firmansyah, G. Vol 10(2), Hal 29-49, 2026.	Sistem Pemantauan EKG 1-Lead Berbasis ESP32 dengan Visualisasi Real Time	https://garuda.kemdikristek.go.id/document/detail/5521981 DOI: 10.37817/ikraith-informatika.v10i2.5457	R&D – Metode Waterfall	Sinyal EKG dan visualisasi pada smartphone.	Menggunakan sensor EKG AD8232, sementara penelitian ini menggunakan sensor PPG MAX30102 yang lebih praktis untuk penggunaan armband.

	ISSN: 2654-8054.					
8	Candela-Leal et al. Hal 2959-2970, 2021. ISSN: 2169-8767	<i>Real-time Biofeedback System for Interactive Learning</i>	https://www.semantic-scholar.org/paper/Real-time-Biofeedback-System-for-Interactive-learning-using-Candela-Garc%C3%ADa-Briones/26408bb179e6258b852d4959bfa116f4db47e7cd	Kuantitatif – Experimental	Sistem biofeedback untuk pembelajaran interaktif.	Fokus pada interaksi belajar, sedangkan penelitian ini menggunakan konsep biofeedback untuk panduan waktu istirahat (Rest Time) latihan.
9	Chiron, F., Bennett, S., Thomas, C., Leger, D., Hanon, C., & Lopes, P. Vol 7(1), Hal 66-76, 2024. ISSN: 2645-9094.	Application of Vagal-Mediated Heart Rate Variability and Subjective Markers to Optimise Training Prescription: An Olympic Athlete Case Report	https://www.researchgate.net/publication/376378013 DOI: 10.33438/ijds.1342537	Kualitatif – Case Report	Optimalisasi latihan atlet Olimpiade menggunakan HRV.	Menggunakan subjek atlet elit, sementara penelitian ini ditujukan untuk member gym umum dengan parameter yang lebih praktis.
10	Chen, Y., Li, S., Kuang,	<i>Biomechanical Monitoring of</i>	https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/41595945/	Multi-sensor Fusion, BiLSTM	Kelelahan fungsional (<i>exercise fatigue</i>)	Menjustifikasi validitas pengambilan data di akhir

	J., Zhang, X., Zhou, Z., Li, E. J., Chen, X., & Meng, X. Vol 13(13), Hal 1-28, 2026. ISSN: 2306-5354	<i>Exercise Fatigue Using Wearable Devices: A Review</i>	DOI: 10.3390/bioengineering13010013	, dan Hybrid CNN-LSTM	pada atlet/subjek latih secara lapangan.	sesi. Riset ini membuktikan bahwa indikator kelelahan baru mencapai akumulasi puncak (<i>task failure</i>) di akhir latihan, memicu <i>velocity loss</i> dan <i>tremor</i> lintasan gerak yang kontras dibaca sensor.
11	Cholis, M. F., Prasetya, D. A., Purwoto, B. H., & Rohmah, R. N. Vol 1(1), Hal 1-13, 2026. ISSN: 2654-8054	Rancang Bangun Sistem Kontrol dan Monitoring Real-Time Multipoint berbasis Web Menggunakan ESP32	https://proceedings.uns.ac.id/koroma/article/view/6606	R&D – Prototyping	Sistem monitoring multipoint berbasis mikrokontroler ESP32.	Berfokus pada kendali perangkat elektronik multipoint, sedangkan penelitian ini menggunakan chip ESP32 untuk pemrosesan data sensor biometrik tunggal pengguna.
12	Kurniawan, A., Hendrawan, D., & Wibowo, A. Vol 3(1), Hal 37-45, 2026. ISSN: 2654-8054	Implementasi Machine Learning untuk Prediksi Performa Lari Berdasarkan Data Strava	https://jurnal.unw.ac.id/index.php/IKN/article/view/4870	Kuantitatif – Regresi Berganda	Prediksi performa aktivitas fisik menggunakan Machine Learning.	Menerapkan algoritma Multiple Linear Regression untuk prediksi performa lari umum, sementara penelitian ini mengadopsi algoritma tersebut secara spesifik untuk memprediksi

						nilai target numerik berupa Target Repetisi Maksimal dan Waktu Pemulihan Optimal secara dinamis antar-set latihan beban.
13	Lee, G., Kim, S., & Kim, J. Vol 13(4), Hal 1-20, 2025. ISSN: 2654-8054	<i>Enhanced Prediction of Muscle Activity Using Wearable Textile Stretch Sensors and Multi-Layer Perceptron</i>	https://www.mdpi.com/2227-9717/13/4/1041 DOI: 10.3390/pr13041041	<i>Multi-Layer Perceptron (MLP) Causal Model dan sEMG Mapping</i>	Aktivitas kinematik otot lengan (<i>biceps brachii</i> , <i>triceps brachii</i> , dan <i>forearm</i>).	Menjustifikasi keterwakilan gerakan lengan (Bicep/Tricep). Riset ini membuktikan prinsip Muscle Synergy (sinergi kelompok otot lengan). Kelelahan dari latihan otot tubuh lain sebelumnya tetap terekam valid melalui ko-kontraksi lokal agonis-antagonis lengan atas.
14	Moghadam, M., Collins, J. P., Gardner, C. E., & Rabel, M. C. Vol 26(1), Hal 1-21, 2026. ISSN:	<i>Impact of Anatomical Placement on the Accuracy of Wearable Heart Rate Monitors</i>	https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/41516615/ DOI: 10.3390/s26010176	Kuantitatif – Experimental	Akurasi posisi sensor pada lengan vs pergelangan tangan.	Membuktikan akurasi posisi lengan, sementara penelitian ini mengoptimalkannya dengan desain armband khusus untuk latihan beban.

	2654-8054					
15	Mongin, D., Chabert, C., Courvoisier, D., García-Romero, J., & Alvero-Cruz, J. R. Vol 2021, Hal 1-14, 2021. ISSN: 2654-8054	Heart rate recovery to assess fitness: comparison of different calculation methods in a large cross-sectional study	https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/34308736/ DOI: 10.1080/15438627.2021.1954513	Kuantitatif – Statistical Comparison	Berbagai metode perhitungan indeks HRR.	Memberikan model perhitungan HRR yang akurat, sementara penelitian ini menyederhanakan visualisasi datanya untuk member gym.
16	Moshawrab, M., Adda, M., Bouzouane, A., Ibrahim, H., & Raad, A. Vol 22(19), Hal 1-25, 2022. ISSN: 2654-8054	<i>Smart Wearables for the Detection of Occupational Physical Fatigue</i>	https://www.mdpi.com/1424-8220/22/19/7472 DOI: 10.3390/s22197472	Kualitatif – Literature Review & Pemetaan Sensor	Deteksi kelelahan fisik melalui sensor wearable.	Memberikan dasar teori parameter fatigue, sementara penelitian ini mengimplementasikannya secara praktis pada aktivitas gym.
17	Muthmainnah, Tabriawan, D. B., & Tazi, I. Vol 12(3),	Karakterisasi Sensor MAX30102 Sebagai Alat Ukur Detak Jantung	https://ejournal.tsb.ac.id/index.php/jpm/article/view/655 DOI: 10.37630/jp	Karakterisasi & Uji Akurasi	Kuantitatif – Karakterisasi Sensor	Mengukur akurasi sensor (97%), sedangkan penelitian ini mengintegrasikannya dengan sensor gerak

	Hal 726-731, 2022. ISSN: 2654-8054	dan Suhu Tubuh	m.v12i3.655			untuk fitur hitung repetisi.
18	Nwibor, C., Haxha, S., Ali, M., Sakel, M., Haxha, A. R., Saunders, K., & Nabakooza, S. Vol 22(12), Hal 1-11, 2022. ISSN: 2654-8054	<i>Remote Health Monitoring System for estimation of BP, HR, and SpO₂</i>	https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10017171 DOI: 10.1109/JS-EN.2023.3235977	Kuantitatif – Sistem dan Algoritma	Estimasi parameter vital melalui satu sinyal PPG.	Fokus pada estimasi medis (BP), sedangkan penelitian ini fokus pada parameter kebugaran seperti SpO ₂ dan HR selama latihan intens.
19	Oktavia, G. N., & Kurniawan, T. Vol 7(2), Hal 22-26, 2022. ISSN: 2654-8054	<i>Analisis Monitoring Dengan Peningkatan Performa Atlet</i>	https://ejournal.upi.edu/index.php/JTIKOR/article/view/42053/30895 DOI: 10.17509/jtikor.v7i2.42053	Kuantitatif – Deskriptif	Hubungan Resting Heart Rate (RHR) dengan performa atlet.	Membuktikan pentingnya RHR, sedangkan penelitian ini mengotomatisasi pencatatan RHR harian melalui sistem IoT.
20	Rauzan, M. P., Rohayati, Y., Sultoni, K., Jajat, Suherman, A.,	Analisis Kualitas Tidur, Pola Aktivitas Fisik, Massa Otot,	https://jurnal.unigal.ac.id/JKP/article/view/19764 DOI: 10.25157/jk	Kuantitatif – Korelasional	Evaluasi profil komposisi tubuh (BMI, otot, lemak)	Menganalisis korelasi fisik member, yang digunakan penelitian ini sebagai acuan penyusunan fitur atribut dasar

	& Nuryanti, W. D. Vol 11(1), Hal 45-55, 2025. ISSN: 2654-8054	Massa Lemak, dan <i>Body Mass Index</i> Pada Member Idachi Fitness	or.v11i1.19764		member gym.	dalam dataset <i>Machine Learning</i> .
21	Putra, Y. P., Wibowo, W. K., & Prayogi, S. Vol 14(1), Hal 74-81, 2025. ISSN: 2654-8054	<i>Design and development of an Arduino-based oxygen saturation, heart rate variability, and blood glucose measurement device</i>	https://ijra.aescor.com/index.php/IJRA/article/view/20758 DOI: 10.11591/ijra.v14i1.pp74-81	R&D – Experimental	Perangkat medis portabel berbasis Arduino.	Fokus pada kebutuhan medis/klinis, sedangkan penelitian ini dioptimalkan untuk ergonomi penggunaan selama latihan beban (lifting).
22	Saputra, A. Z., Habibie, M. T., & Irawan, M. C. Vol 6(1), Hal 86-92, 2025. ISSN: 2654-8054	Rancang Bangun Alat Monitoring Detak Jantung dan Suhu Tubuh Berbasis IoT	https://jim.unindra.ac.id/index.php/jrami/article/view/10459 DOI: https://doi.org/10.30998/jrami.v6i01.10459	R&D – Prototyping	Monitoring HR dan Suhu menggunakan NodeMCU.	Fokus pada monitoring standar, sementara penelitian ini menambahkan fitur hitung repetisi dan analisis Heart Rate Recovery (HRR).
23	Syeftian, N., Citrawati, M., Safira,	Hubungan Antara Aktivitas Fisik dan Stres	http://medikakartika.unjani.ac.id/medikakartika/index.php	Kuantitatif – Cross-sectional	Pengaruh stres dan aktivitas terhadap RHR	Memberikan standar klasifikasi RHR, sementara penelitian ini

	L., & Kristanti, M. Vol 7(1), Hal 1-11, 2024. ISSN: 2654-8054	dengan Resting Heart Rate	p/mk/article/view/598 DOI: 10.35990/mk.v7n1.p1-11		mahasiswa.	menggunakan klasifikasi tersebut untuk fitur rekomendasi kesehatan pada dashboard.
24	Thomas, J. M., Black, W. S., Kern, P. A., Pendergast, J. S., & Clasey, J. L. Vol 11(2), Hal 44-53, 2022. ISSN: 2654-8054	<i>Heart rate recovery as an assessment of cardiorespiratory fitness in young adults</i>	https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9718361/ DOI: 10.31189/2165-6193-11.2.44	Kuantitatif – Clinical Testing	Pemulihan detak jantung (Heart Rate Recovery) pada dewasa muda.	Menjadi dasar standar durasi pengukuran HRR, sedangkan penelitian ini mengotomatiskan analisis tersebut pada sistem web.
25	Xu, S., Nianogo, R. A., Jaga, S., & Arah, O. A. Vol 13(1), Hal 1-13, 2023. ISSN: 2654-8054	<i>Development and validation of a prediction equation for body fat percentage from measured BMI: a supervised machine learning approach</i>	https://www.researchgate.net/publication/370841975 DOI: 10.1038/s41598-023-33914-5	Kuantitatif – Supervised ML	Validasi persamaan prediksi persentase lemak tubuh berdasarkan BMI.	Menggunakan Supervised ML untuk persamaan statis komposisi lemak tubuh, sedangkan penelitian ini mentransformasikan luaran model regresi tersebut ke dalam Rule-Based Expert System di dashboard Laravel untuk menghasilkan keputusan klinis

						berupa rekomendasi pencegahan overtraining harian bagi member.
--	--	--	--	--	--	--

Tabel 2. 2 Penelitian yang di usulkan

No	Peneliti (Tahun)	Judul Penelitian	Metode	Objek Penelitian	Perbandingan Yang dijadikan alasan tinjauan peneltian
1	Regi Ridwan Gunawan (2026)	Sistem Monitoring Biometrik dan Mekanika Gerak Berbasis Wearable untuk Deteksi Fatigue pada Latihan Gym	R&D – Prototyping	Sistem wearable yang menggabungkan sensor biometrik (HR, SpO ₂ , Suhu) dan sensor gerak untuk menghitung repetisi latihan	Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi monitoring biometrik dengan analisis mekanika gerak serta perhitungan Heart Rate Recovery (HRR) dalam satu dashboard web untuk mendeteksi fatigue secara real-time selama latihan gym.

Berdasarkan analisis perbandingan terhadap referensi yang telah dipetakan pada tabel di atas, penelitian ini mengidentifikasi beberapa keterbatasan serta celah penelitian (*research gap*) dari studi-studi terdahulu. Keterbatasan tersebut

dipetakan ke dalam tiga aspek utama beserta solusi yang ditawarkan oleh penelitian ini:

1. Keterbatasan Integrasi Multi-Sensor dan Pengolahan Data Fisiologis-Kinetik Penelitian terdahulu seperti (Muthmainnah et al., 2022) dan (Nwibor et al., 2023) masih terbatas pada pemantauan data biometrik statis secara terpisah tanpa menghubungkannya dengan aktivitas mekanika gerak fisik. Di sisi lain, meskipun (Kurniawan et al., 2026) menerapkan regresi berganda untuk memprediksi *pace* olahraga lari, belum ada pemodelan yang mengadaptasi *Multiple Linear Regression* khusus untuk mengevaluasi *Fatigue Index* pada latihan beban di gym. Penelitian ini mengisi celah tersebut (*gap*) dengan menerapkan *multi-sensor fusion* yang mengintegrasikan parameter fisiologis internal (*Heart Rate*, Suhu, SpO_2) dan mekanika eksternal (Repetisi) secara simultan.
2. Ketiadaan Evaluasi Kelelahan Objektif Berbasis Parameter Kombinasi Fisiologis Penelitian manajemen latihan beban pada umumnya belum mengintegrasikan durasi *Time Under Tension* (TUT) dan *Heart Rate Recovery* (HRR) secara otomatis ke dalam sistem pemantauan. Berpatokan pada standar (Mongin et al., 2023) dan (Thomas et al., 2022) mengenai pentingnya evaluasi HRR menit ke-2 hingga ke-3, serta pemodelan komposisi tubuh oleh (Xu et al., 2023), penelitian ini mengisi ruang kosong tersebut dengan memformulasi algoritma deteksi kelelahan yang memproses variabel biometrik dan durasi kontraksi otot secara objektif.
3. Keterbatasan Sinkronisasi *Data Stream* Real-Time pada Pemantauan Gym Sebagian besar penelitian terdahulu, seperti studi sistem web konvensional oleh (Rizki et al., 2025), hanya menyajikan pencatatan data pasif (*passive logging*) tanpa adanya interaksi nirkabel *real-time* dari perangkat *wearable*. Penelitian ini mengatasi keterbatasan tersebut dengan memanfaatkan metode *Prototyping* (Andini et al., 2023) untuk membangun ekosistem IoT

terintegrasi antara *wearable armband* dan *dashboard* Laravel yang mentransmisikan data *biofeedback* secara *real-time* via Web Bluetooth API.

Celah Penelitian (*Research Gap*):

Celah utama yang diisi oleh penelitian ini adalah ketiadaan perangkat *wearable armband* IoT yang mampu menggabungkan tiga domain utama—biometrik fisiologis, pelacakan mekanika gerak (repetisi), dan indikator intensitas (TUT/HRR)—ke dalam satu pemodelan *Multiple Linear Regression* dan *Rule-Based System*. Penelitian ini hadir untuk menjembatani keterbatasan tersebut guna menyediakan mekanisme interupsi keamanan terpadu secara *real-time* untuk mencegah fenomena *ego lifting* dan risiko cedera di pusat kebugaran.

2.2 Kajian Teori

Pada bagian kajian teori ini, dipaparkan berbagai landasan konseptual dan teknis yang menjadi dasar dalam perancangan serta pengembangan sistem *wearable armband*. Pembahasan dimulai dari paradigma *Internet of Things* (IoT) sebagai infrastruktur utama, komponen perangkat keras (*hardware*) seperti mikrokontroler dan sensor-sensor biometrik, hingga kerangka kerja perangkat lunak (*software*) yang digunakan untuk pemrosesan data secara *real-time*.

2.2.1 Internet of Things (IoT)

Internet of Things (IoT) merupakan sebuah paradigma di mana objek fisik memiliki kemampuan untuk melakukan transmisi data melalui jaringan tanpa memerlukan interaksi manusia ke manusia secara konvensional. Dalam penelitian ini, IoT berperan sebagai infrastruktur yang menghubungkan perangkat *wearable* pada lengan pengguna dengan sistem pengolah data di server secara *real-time* (Assaad et al., 2025). Implementasi IoT pada perangkat kebugaran memungkinkan pemantauan kondisi fisik secara berkelanjutan dan otomatis (Budhisantosa et al., 2026.)

Selain berfungsi sebagai media pengumpul data, IoT dalam perangkat *wearable* ini juga berperan sebagai sistem *biofeedback* interaktif. Sejalan dengan teori dari (Candela-Leal et al., 2022), sistem *biofeedback*

yang efektif harus mampu memberikan respon instan kepada pengguna agar kondisi fisiologis dapat dipahami secara langsung. Melalui tampilan dashboard web, pengguna mendapatkan stimulus visual untuk menyesuaikan intensitas latihan.

2.2.2 Mikrokontroler ESP32

ESP32 adalah mikrokontroler berbasis *System on Chip* (SoC) yang memiliki fitur *dual-core* serta modul *Wi-Fi* dan *Bluetooth* terintegrasi. ESP32 dipilih sebagai unit pemrosesan utama pada armband karena memiliki performa tinggi dalam mengolah data dari *multi-sensor* secara simultan dengan konsumsi daya yang efisien (Budhisantosa et al., 2026.). Fitur *Bluetooth Low Energy* (BLE) pada ESP32 dimanfaatkan sebagai jalur komunikasi utama guna menjamin stabilitas koneksi tanpa bergantung pada infrastruktur Wi-Fi lokal yang seringkali tidak stabil di lingkungan pusat kebugaran.

Pemilihan ESP32 sebagai mikrokontroler utama didasarkan pada kebutuhan pemrosesan data dari tiga sensor (MAX30102, DS18B20, MPU6050) secara simultan melalui protokol I2C dan *OneWire*, yang memerlukan jumlah GPIO dan kapasitas komputasi memadai. Dibandingkan mikrokontroler seperti Arduino Uno yang tidak memiliki modul BLE bawaan, ESP32 dipilih karena telah terintegrasi dengan modul *Bluetooth* tanpa memerlukan modul tambahan, sehingga menekan kompleksitas rangkaian dan konsumsi daya pada perangkat *armband*.

2.2.3 Sensor Biometrik MAX30102

MAX30102 merupakan modul sensor *pulse oximetry* dan detak jantung yang mengintegrasikan dua LED (merah dan inframerah) serta detektor fotolistrik. Sensor ini mampu mengukur *Heart Rate* (BPM) dan Saturasi Oksigen (SpO₂) dengan tingkat akurasi mencapai 97% untuk keperluan pemantauan kesehatan non-klinis. Implementasi sensor pulsa oximetri ini sejalan dengan penelitian (Putra et al., 2025), yang menunjukkan

bahwa integrasi komponen sensor biometrik optik dengan mikrokontroler mampu menghasilkan sistem pemantauan kesehatan yang andal, portabel, serta efisien untuk akuisisi data longitudinal. Penggunaan sensor ini sangat krusial dalam sistem tertanam (*embedded system*) untuk mendeteksi respon fisiologis tubuh secara langsung terhadap beban latihan yang intens.

Reliabilitas pembacaan sensor MAX30102 sangat bergantung pada stabilitas penempatan di permukaan kulit. Hal ini selaras dengan studi oleh (Armañac-Julián et al., 2022) yang menegaskan bahwa keandalan sensor *fotoplethismografi* (PPG) sangat dipengaruhi oleh konfigurasi perangkat dan lokasi anatomis tubuh guna meminimalisir gangguan gerak (*motion artifact*) selama aktivitas fisik berlangsung.

Pengoperasian register sensor ini dikendalikan oleh pustaka "MAX30105.h" dan "heartRate.h". Pustaka ini berfungsi mengatur kuat arus LED inframerah (*setPulseAmplitudeIR*) dan LED merah secara programatik. Menurut riset (Putra et al., 2025), fungsi bawaan *checkForBeat()* di dalam pustaka ini bekerja mendeteksi fluktuasi sinyal fotoplethismografi (PPG) pada nilai pantulan sinar inframerah (*irValue*) untuk dikonversi menjadi data rata-rata detak jantung atau *Beats Per Minute* (BPM).

MAX30102 dipilih dibandingkan sensor detak jantung analog atau sensor PPG generasi sebelumnya (seperti MAX30100) karena telah mendukung pengukuran ganda BPM dan SpO_2 dalam satu modul dengan keluaran data digital melalui I2C, sehingga mengurangi derau yang umum terjadi pada sensor analog. Ukuran modul yang ringkas juga menjadikannya sesuai untuk dipasang pada permukaan lengan tanpa menambah beban signifikan pada desain *armband*.

2.2.4 Sensor Suhu Digital DS18B20

DS18B20 adalah sensor suhu digital dengan protokol *One-Wire* yang memiliki pelindung *waterproof* (*stainless steel*). Fitur ini memberikan ketahanan terhadap kelembapan dan keringat selama aktivitas fisik (Saputra

et al., 2025). DS18B20 memberikan data suhu permukaan kulit secara digital yang stabil dibandingkan sensor analog, sehingga efektif digunakan sebagai indikator fluktuasi panas tubuh akibat kelelahan fisik.

Integrasi perangkat DS18B20 didukung oleh pustaka <OneWire.h> dan <DallasTemperature.h>. Pustaka *OneWire* memfasilitasi protokol komunikasi kabel tunggal (*single-wire bus*) pada pin mikrokontroler. Sementara itu, pustaka *DallasTemperature* berfungsi menerjemahkan bit biner register menjadi nilai suhu dalam derajat Celcius melalui perintah `getTempCByIndex()`. Sebagaimana dipaparkan (Saputra et al., 2025), pustaka ini menyederhanakan arsitektur pembacaan data dan memiliki fitur penanganan eror (*error handling*) bawaan terhadap anomali pembacaan fisik.

Pemilihan DS18B20 didasarkan pada kebutuhan pengukuran suhu permukaan kulit yang stabil di lingkungan *gym* dengan tingkat kelembapan dan keringat tinggi selama aktivitas fisik. Dibandingkan sensor suhu analog seperti termistor biasa, DS18B20 menawarkan keluaran data digital yang lebih tahan terhadap derau listrik serta dilengkapi pelindung *stainless steel waterproof*, sehingga lebih sesuai untuk kontak langsung dengan kulit pengguna dibandingkan sensor tanpa pelindung.

2.2.5 Sensor MPU6050 (Inertial Measurement Unit)

MPU6050 menggabungkan akselerometer 3-sumbu dan giroskop 3-sumbu untuk mendeteksi orientasi sudut dan percepatan. Dalam sistem ini, MPU6050 digunakan untuk mendeteksi pola gerakan lengan guna menghitung jumlah repetisi secara otomatis serta mengukur durasi kontraksi otot atau *Time Under Tension* (TUT) (Assaad et al., 2025).

Akses data pergerakan 6-DOF (*Degree of Freedom*) ditunjang oleh pustaka <Adafruit_MPU6050.h> dan <Adafruit_Sensor.h>. Melalui objek `sensors_event_t`, pustaka ini mengonversi data register mentah 16-bit menjadi satuan meter per sekon kuadrat (m/s^2) untuk akselerometer. Sebagaimana ditunjukkan dalam studi (Assaad et al., 2025), pustaka ini

memungkinkan konfigurasi batas jangkauan (`setAccelerometerRange`) dan pita frekuensi filter (`setFilterBandwidth`) guna mereduksi derau fluktuasi akibat getaran otot (*tremor*) saat latihan beban.

MPU6050 dipilih karena kombinasi akselerometer dan giroskop 3-sumbu (*6-Degree of Freedom*) sudah mencukupi untuk mendeteksi pola gerakan lengan pada gerakan *Bicep Curl* dan *Tricep Pushdown*, tanpa memerlukan data arah mata angin (*heading*) dari magnetometer seperti pada modul IMU 9-DOF (mis. MPU9250). Pemilihan ini menekan kompleksitas kalibrasi sekaligus biaya komponen, karena kebutuhan sistem hanya berfokus pada deteksi orientasi dan percepatan gerak, bukan navigasi arah.

2.2.6 Komponen Pendukung Perangkat Keras

Pengembangan perangkat *wearable* memerlukan integrasi beberapa komponen pendukung untuk memastikan fungsionalitas, keamanan daya, dan kenyamanan interaksi pengguna. Berikut adalah landasan teori terkait komponen pendukung yang digunakan:

A. Layar OLED 0.96 Inchi

Layar OLED 0,96 inci dipilih pada *wearable armband* ini karena konsumsi dayanya yang rendah saat menampilkan latar hitam karakteristik krusial mengingat perangkat mengandalkan baterai Li-ion berkapasitas terbatas untuk operasional mandiri di lengan pengguna (Adrian et al. 2022.) Integrasi OLED 0.96 inci menggunakan protokol komunikasi I2C memungkinkan visualisasi data biometrik secara *real-time* langsung pada perangkat fisik, sehingga memudahkan pengguna untuk memantau kondisi kesehatan secara mandiri tanpa harus selalu mengakses *dashboard* utama (Adrian et al.2022.).

B. Baterai Lithium-Ion (Li-ion)

Baterai *Lithium-Ion* merupakan media penyimpanan energi yang menjadi standar dalam pengembangan perangkat IoT portabel karena memiliki kepadatan energi yang tinggi dan bentuk yang ringkas. Penggunaan

baterai Li-ion berfungsi sebagai sumber daya utama untuk memastikan sistem dapat beroperasi secara optimal, mandiri, dan memiliki mobilitas tinggi di lingkungan penelitian (Fakhri Cholis et al., 2025).

C. Modul Charger TP4056

Modul TP4056 adalah unit pengisian daya linier yang dirancang khusus untuk mengelola pengisian baterai lithium satu sel secara aman. Modul ini berperan penting dalam proses pemrosesan energi dengan kebutuhan tegangan input operasional pada rentang 4,5V hingga 5V untuk mencapai pengisian yang efektif (Fakhri Cholis et al., 2025.). Kehadiran modul TP4056 sangat krusial pada perangkat berbasis mikrokontroler seperti ESP32 guna menjaga keberlanjutan daya sistem serta memberikan perlindungan terhadap sel baterai selama proses pengisian berlangsung.

Pemilihan layar OLED 0,96 inci, baterai *Li-ion*, dan modul TP4056 secara keseluruhan didasarkan pada prioritas efisiensi daya dan portabilitas perangkat. OLED dipilih dibandingkan LCD karena konsumsi daya yang jauh lebih rendah pada tampilan berlatar gelap, sementara kombinasi baterai *Li-ion* dan modul *charger* TP4056 dipilih karena mampu memberikan kepadatan energi tinggi dalam bentuk ringkas sekaligus mekanisme pengisian daya yang aman bagi perangkat yang dikenakan langsung di tubuh pengguna.

2.2.7 Dashboard Web dan Protokol Komunikasi

Data biometrik dan gerak yang diakuisisi oleh ESP32 perlu ditransmisikan ke antarmuka pengguna agar dapat dipantau secara *real-time*. Dalam ekosistem IoT, protokol MQTT (*Message Queuing Telemetry Transport*) atau HTTP sering digunakan karena efisiensinya dalam pengiriman data ringan (Alshammari, 2023). Penggunaan *dashboard* berbasis web tidak hanya memungkinkan visualisasi data yang interaktif bagi individu, tetapi juga berfungsi sebagai platform pusat pemantauan bagi *Personal Trainer* (PT).

Melalui sistem ini, *Personal Trainer* dapat memantau kondisi fisik seluruh member secara simultan untuk menjamin standar keselamatan latihan di area gym. Di sisi lain, member atau klien dapat mengakses progres latihan mereka secara mandiri melalui website untuk meninjau perkembangan kebugaran secara berkala melalui perangkat *smartphone* maupun komputer.

2.2.8 Metode Pengembangan Sistem *Prototype*

Dalam konteks pengembangan wearable armband, *Prototype* dipahami sebagai wahana validasi cepat: sebuah versi fungsional awal yang memungkinkan pengembang menguji asumsi teknis misalnya akurasi pembacaan sensor MAX30102 pada posisi dorsal forearm sebelum komitmen penuh pada desain akhir PCB dan firmware (Andini et al., 2023). Secara teoretis, siklus hidup pengembangan sistem menggunakan metode *Prototype* digambarkan melalui diagram standar pada Gambar 2.1 berikut:



Gambar 2. 1 Diagram Model Pengembangan Prototype (Andini et al., 2023)

Tahapan standar dalam siklus hidup pengembangan sistem *prototype* berdasarkan diagram di atas meliputi:

1. Pengumpulan Kebutuhan (*Requirements Gathering*). Tahap awal untuk mendefinisikan format, fungsi, serta kebutuhan sistem global langsung dari sudut pandang pengguna.
2. Membangun Prototipe (*Quick Design & Build Prototype*). Proses perancangan arsitektur kasar dan pembangunan sampel produk awal yang dapat dilihat atau diuji secara cepat.
3. Menguji Prototipe (*Prototype Testing*). Fase pengujian teknis internal terhadap fungsionalitas sampel sistem yang telah dibangun untuk mendeteksi *error* awal.
4. Evaluasi Prototipe (*User Evaluation*). Proses penilaian dari pengguna atau pakar terhadap prototipe untuk mendapatkan masukan atau koreksi (*feedback*). Jika ditemukan ketidaksesuaian, siklus akan berputar kembali ke tahap awal.
5. Mengembangkan Produk Akhir (*Refining Prototype/Final Product*). Proses finalisasi dan penyempurnaan sistem secara utuh berdasarkan hasil evaluasi sebelum sistem siap dioperasikan.

A. Perbandingan dengan Metode Pengembangan Lain

Untuk menentukan model pengembangan yang paling adaptif terhadap integrasi perangkat keras *Internet of Things* (IoT), dilakukan komparasi teoretis antara metode *Prototype*, *Waterfall*, dan *Agile (Scrum)* yang disajikan pada Tabel 2.3:

Tabel 2. 3 Matriks Komparasi Metode Pengembangan Sistem

Karakteristik	Metode Waterfall	Metode Agile (Scrum)	Metode Prototype
Alur Kerja	Linear, sekuensial, tidak bisa kembali ke tahap sebelumnya tanpa bongkar total.	Iteratif, berbasis <i>sprint</i> pendek yang berulang.	Siklus berulang fokus pada pembuatan sampel awal (<i>mock-up</i>).

Karakteristik	Metode Waterfall	Metode Agile (Scrum)	Metode Prototype
Keterlibatan Pengguna	Hanya di awal (analisis kebutuhan) dan akhir (penyerahan sistem).	Sangat tinggi, terus berinteraksi di setiap akhir <i>sprint</i> .	Tinggi, khususnya pada fase evaluasi sampel produk (<i>feedback</i>).
Manajemen Risiko	Risiko tinggi karena pengujian baru dilakukan di akhir proyek.	Risiko rendah untuk software, namun sulit dikontrol pada <i>hardware layout</i> .	Risiko sangat rendah untuk kegagalan fusi <i>hardware-software</i> secara simultan.
Fleksibilitas Perubahan	Sangat kaku dan memerlukan biaya besar untuk revisi struktur.	Sangat fleksibel terhadap perubahan kebutuhan fitur digital.	Sangat fleksibel untuk kalibrasi sensor dan perbaikan <i>bug firmware</i> .

B. Alasan Pemilihan Metode *Prototype*

Berdasarkan komparasi pada Tabel 2.3, penelitian tugas akhir berbasis *Embedded System* dan IoT ini secara sengaja memilih metode *Prototype* karena alasan-alasan krusial berikut:

1. Mengatasi Ketidakpastian Sinyal Hardware. Pengembangan alat *wearable* melibatkan sensor fisik (MAX30102, MPU6050, DS18B20) yang rentan mengalami *noise* atau deviasi data. Metode *Prototype* memungkinkan peneliti menguji reliabilitas pembacaan sensor pada mikrokontroler ESP32 secara berulang sebelum dashboard Laravel dibangun penuh.
2. Fleksibilitas Kalibrasi Rumus. Algoritma *Multiple Linear Regression* (MLR) memerlukan penyesuaian parameter variabel X_1 (BPM) dan X_2 (durasi) secara berkala. Melalui metode ini, evaluasi akurasi rumus dapat diperbaiki langsung pada fase *testing* tanpa merusak arsitektur dasar sistem.
3. Efisiensi Sumber Daya. Mencegah terjadinya pengerjaan ulang (*rework*) yang fatal pada desain sirkuit PCB (*Printed Circuit*

Board) dan kodingan *backend* jika terjadi perubahan skema pengiriman payload data via Web Bluetooth API.

2.2.9 Bahasa Pemrograman PHP (*Hypertext Preprocessor*)

Pada sistem Fit-Tick, pemrosesan data dari mikrokontroler ESP32 ditangani di sisi server menggunakan bahasa skrip PHP, yang dieksekusi setiap kali payload telemetri diterima melalui endpoint `saveSetLog`. Pemilihan PHP didasarkan pada kebutuhan pemrosesan server-side yang dapat langsung mengubah data mentah sensor menjadi status kelelahan sebelum ditampilkan ke dashboard. Dalam rancang bangun sistem *wearable armband* ini, PHP berfungsi sebagai logika utama untuk memproses kiriman data dari mikrokontroler ESP32 melalui protokol komunikasi.

Salah satu pertimbangan pemilihan PHP untuk penelitian ini adalah kemudahannya berinteraksi dengan MySQL serta fleksibilitas integrasinya dengan lapisan antarmuka (HTML, CSS, JavaScript) yang membangun dashboard real-time PT dan Member (Rizki at al., 2025). Karakteristik ini krusial karena sistem membutuhkan siklus baca-tulis data biometrik yang cepat antara backend dan tampilan chart di sisi klien. Penggunaan PHP dalam sistem monitoring ini memungkinkan pengolahan data biometrik yang masuk secara kontinu menjadi informasi yang dapat ditampilkan secara dinamis pada antarmuka pengguna. Selain itu, ekosistem PHP yang luas menyediakan berbagai *framework* modern (seperti *Laravel*) yang dapat mempercepat proses pengembangan serta meningkatkan keamanan aplikasi web yang dibangun.

2.2.10 Framework Laravel

Dalam arsitektur Fit-Tick, Laravel dipilih sebagai kerangka kerja backend karena pola Model-View-Controller (MVC) yang dianutnya memungkinkan logika perhitungan Fatigue Index (Model), tampilan dashboard PT/Member (View), dan penanganan request BLE dari armband

(Controller) dikembangkan serta diuji secara terpisah tanpa saling mengganggu satu sama lain.

Fitur bawaan Laravel seperti routing dan middleware autentikasi dimanfaatkan langsung untuk membedakan hak akses role Personal Trainer dan Member pada sistem ini, sehingga tiap role hanya bisa mengakses endpoint dan data yang relevan dengan fungsinya (Rizki at al., 2025). Dalam sistem monitoring *wearable* ini, penggunaan *Laravel* sangat krusial karena keunggulannya dalam integrasi data secara *real-time* serta tingkat keamanan yang tinggi dalam menangani akses data pengguna. Selain itu, fitur *Eloquent Object-Relational Mapping* (ORM) pada *Laravel* memudahkan pengembang dalam melakukan interaksi dengan basis data MySQL untuk menyimpan dan mengambil log aktivitas latihan member gym secara lebih efisien.

2.2.11 Database MySQL

Struktur data Fit-Tick mencakup relasi antar-tabel *members*, *workout_sessions*, dan *workout_set_logs* memerlukan sistem basis data relasional yang mampu menjaga integritas *foreign key* antar entitas tersebut. MySQL dipilih untuk kebutuhan ini karena kematangannya dalam ekosistem Laravel melalui Eloquent ORM. Dalam ekosistem IoT, MySQL sering digunakan karena kemampuannya dalam melakukan penyimpanan, pembaruan, dan penghapusan data dengan performa yang cepat dan stabil.

Kemampuan MySQL menangani operasi baca-tulis berskala besar (Rizki dkk., 2025) relevan dengan kebutuhan sistem ini, mengingat volume data set latihan yang terus bertambah dari setiap sesi 4-set per member yang tercatat di tabel *workout_set_logs*. Dalam penelitian ini, MySQL berperan sebagai pusat penyimpanan seluruh informasi proyek latihan, data pengguna, serta log aktivitas biometrik yang dikirimkan oleh mikrokontroler ESP32 secara terstruktur. Dengan struktur data yang relasional, sistem dapat dengan mudah memanggil kembali riwayat latihan member gym untuk dianalisis lebih

lanjut menggunakan algoritma regresi maupun untuk ditampilkan dalam bentuk grafik pada *dashboard Laravel*.

2.2.12 Dataset Sekunder (*Fitness Tracker Dataset*)

Dalam pengembangan sistem berbasis komputasi statistik dan pengolahan data, ketersediaan data longitudinal yang valid mutlak diperlukan guna mendukung analisis tren performa fisik secara akurat. Integrasi *dataset* sekunder yang bersumber dari repositori global dalam penelitian ini bertindak sebagai substitusi korpus data utama. Peneliti memanfaatkan data sekunder publik yang diunduh melalui platform Kaggle, yaitu *Fitness Tracker Dataset* yang disusun oleh (Choudhary, 2024).

Dataset asal (*raw dataset*) dari repositori ini memiliki karakteristik komprehensif berupa kombinasi parameter biometrik statis pengguna serta log berbagai rumpun aktivitas fisik dinamis. Untuk memberikan gambaran mendalam mengenai struktur asli, sebaran kolom, serta format parameter fitur mentah sebelum dilakukan tahapan penyaringan (*data filtering*) pada sistem Fit-Tick, cuplikan karakteristik data (*sample dataset*) ditunjukkan pada Tabel 2.4 berikut:

Tabel 2. 4 Struktur Data Asli pada *Fitness Tracker Dataset*

N o	Age	Gen der	Weig ht (kg)	Hei ght (m)	Max BPM	Av g BP M	Sessio n Durati on	Calo ries Burn ed	Work out Type	Fat Perce ntage (%)	BM I
1	34.0	Fem ale	86.7	1.8 6	174	15 2.0	1.12	712. 0	Streng th	12.8	14. 31
2	26.0	Fem ale	84.7	1.8 3	166	15 6.0	1.00	833. 0	Streng th	27.9	33. 49
3	22.0	Mal e	64.8	1.8 5	187	16 6.0	1.24	1678 .0	Cardi o	28.7	12. 73
4	54.0	Fem ale	75.3	1.8 2	187	16 9.0	1.45	628. 0	Cardi o	31.8	20. 37
5	38.0	Fem ale	53.0	1.5 8	161	12 8.0	1.62	953. 0	HIIT	23.4	13. 02

2.2.13 *Unified Modeling Language (UML)*

Unified Modeling Language (UML) merupakan standar bahasa pemodelan visual yang digunakan untuk menspesifikasikan, menggambarkan, membangun, dan mendokumentasikan artefak dari sebuah sistem perangkat lunak berorientasi objek. Penggunaan UML sangat penting dalam pengembangan aplikasi dengan *framework* seperti *Laravel* untuk memastikan alur logika sistem sesuai dengan kebutuhan pengguna. Menurut (Rizki at al., 2025) tahap desain menggunakan UML dilakukan untuk menyesuaikan rancangan sistem terhadap kebutuhan fungsional dan non-fungsional agar pengembangan perangkat lunak menjadi lebih terstruktur dan efisien. Beberapa diagram UML yang umum digunakan dalam perancangan sistem informasi meliputi:

A. Use Case Diagram

Pada tahap analisis Fit-Tick, Use Case Diagram dipakai untuk memetakan batasan wewenang tiga aktor yang berbeda kepentingan Member yang hanya bisa mengakses data dirinya sendiri, Personal Trainer yang memantau lintas-member, dan Embedded System yang mengirim data tanpa antarmuka visual sehingga scope akses tiap peran jelas sejak tahap perancangan. Diagram ini berfungsi untuk mendefinisikan siapa saja aktor yang terlibat dan apa saja yang dapat mereka lakukan dalam sistem monitoring tersebut tanpa menjelaskan alur teknis di dalamnya.

Tabel 2. 5 Simbol Standar Use Case Diagram

No	Simbol	Nama Simbol	Fungsi / Deskripsi
1		Actor	Menspesifikasikan entitas luar yang berinteraksi langsung dengan fungsionalitas sistem Fit-

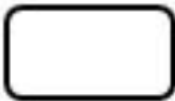
No	Simbol	Nama Simbol	Fungsi / Deskripsi
			Tick (Kurniawan et al., 2026).
2		Use Case	Deskripsi dari urutan aksi yang mencerminkan fungsionalitas, menu, atau proses di dalam sistem.
3		Association	Jalur penghubung yang menunjukkan adanya komunikasi dua arah antara <i>actor</i> dengan <i>use case</i> .

Sumber: Diolah berdasarkan pemodelan sistem menurut
(Kurniawan et al., 2026)

B. Activity Diagram

Activity Diagram diterapkan untuk memvisualisasikan percabangan logika kritis pada sistem Fit-Tick, khususnya titik keputusan berulang antara akuisisi sensor, evaluasi ambang gerak, dan keputusan penyimpanan data ke `workout_set_logs`. Diagram ini fokus pada menggambarkan langkah-langkah proses dari satu aktivitas ke aktivitas lainnya, termasuk percabangan kondisi dan penggabungan aktivitas yang terjadi di dalam sistem, mulai dari inisiasi hingga tahap akhir.

Tabel 2. 6 Simbol Standar Activity Diagram

No	Simbol	Nama Simbol	Fungsi / Deskripsi
1		Initial State	Menandai titik awal atau dimulainya aliran aktivitas logis di dalam sistem (Andini et al., 2023).
2		Action Activity	Merepresentasikan eksekusi dari suatu langkah kerja, proses komputasi, atau input data di dalam sistem.

3		Decision Node	Pilihan untuk percabangan alur berdasarkan kondisi logika tertentu yang menghasilkan output Ya atau Tidak.
4		Control Flow	Menunjukkan arah aliran atau urutan aktivitas dari satu proses menuju proses berikutnya.
5		Swimlane	<i>swimlane</i> memisahkan tugas otomatisasi <i>hardware</i> ESP32, pemrosesan data <i>frontend</i> JavaScript, dan kalkulasi regresi <i>backend</i> Laravel.
6		Final State	Menandai titik akhir atau berhentinya seluruh rangkaian aktivitas prosedural sistem.

Sumber: Diolah berdasarkan alur aktivitas sistem menurut (Andini et al., 2023)

C. Entity Relationship Diagram (ERD)

ERD dipakai untuk memastikan integritas relasi antar tabel transaksional Fit-Tick terutama relasi one-to-many antara satu workout_sessions dengan banyak baris workout_set_logs yang menampung telemetri per-set. ERD digunakan untuk merancang struktur basis data relasional agar penyimpanan informasi bersifat konsisten dan terintegrasi. Melalui ERD, pengembang dapat mendefinisikan entitas, atribut, serta relasi (*cardinality*) antar tabel dalam MySQL sehingga data biometrik dan log aktivitas dapat dikelola secara efisien.

Tabel 2. 7 Simbol Standar Entity Relationship Diagram (ERD)

No	Simbol	Nama Simbol	Arti / Makna pada Sistem Fit-Tick
1		<i>Garis Tunggal</i>	Menunjukkan pihak entitas utama/master. Contohnya,

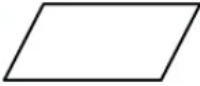
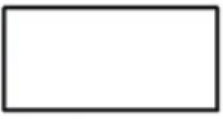
			satu data member atau satu data jenis exercises menjadi acuan utama.
2		<i>Kaki Gagak (Crow's Foot)</i>	Menunjukkan pihak entitas anak/transaksi. Contohnya, satu sesi latihan dapat menampung banyak baris data workout_set_logs telemetri sensor dari ESP32.

Sumber: Diolah berdasarkan perancangan database menurut (Kurniawan et al., 2026)

D. Flowchart

Flowchart digunakan khusus untuk mendokumentasikan logika bersyarat pada firmware ESP32 misalnya alur retry koneksi BLE dan siklus evaluasi repetisi valid/gagal yang sulit dijelaskan hanya lewat narasi teks. Dalam pengembangan sistem berbasis IoT, *flowchart* berperan penting untuk mendokumentasikan alur eksekusi program pada *mikrokontroler* serta alur transmisi data dari perangkat keras menuju antarmuka monitoring.

Tabel 2. 8 Simbol Standar Flowchart Sistem

No	Simbol	Nama Simbol	Fungsi / Deskripsi
1		Terminator	Menandakan titik awal (<i>Start</i>) atau titik akhir (<i>End</i>) dari jalannya suatu bagan alir sistem.
2		Input / Output	Merepresentasikan proses memasukkan data atau menampilkan data hasil (contoh: baca sensor / tampil payload).
3		Process	Menunjukkan proses pengolahan data, kalkulasi aritmatika, atau eksekusi komputasi (contoh: kalkulasi rumus MLR).

No	Simbol	Nama Simbol	Fungsi / Deskripsi
4		Decision	Jalur inspeksi kondisi logika logika untuk menentukan arah percabangan instruksi selanjutnya.
5		Arrow / Line	Berfungsi sebagai penghubung dan penunjuk arah aliran proses dari satu simbol ke simbol lainnya.

Sumber: Diolah berdasarkan alur aktivitas sistem menurut (Andini et al., 2023)

2.2.14 *Machine Learning* (Regresi Linear)

Machine Learning dalam penelitian ini digunakan untuk memproses data biometrik dan mekanika gerak menjadi informasi prediksi tingkat kelelahan (*fatigue*). Pengoptimalan pemantauan kelelahan fisik ini sejalan dengan studi oleh (ChiRon et al., 2024) yang menunjukkan bahwa integrasi indikator fisiologis secara berkala sangat krusial untuk mencegah terjadinya kelelahan kronis (*overtraining*). Selain itu, (Oktavia & Kurniawan, 2021) menegaskan bahwa monitoring indikator fisiologis sederhana seperti detak jantung merupakan komponen esensial dalam manajemen pemulihan (*recovery*) dan evaluasi performa fisik secara objektif. Pendekatan prediktif ini dilakukan melalui pemodelan hubungan antara beban kerja fisik dengan respon fisiologis tubuh.

A. Algoritma *Multiple Linear Regression*

Dalam penelitian ini, Multiple Linear Regression dipilih sebagai pendekatan untuk memodelkan bagaimana beberapa variabel fisiologis dan aktivitas bukan cuma satu secara bersama-sama memengaruhi estimasi kalori terbakar, mengikuti kerangka umum (Kurniawan et al., 2026):

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 + \dots + b_nX_n + e$$

Berdasarkan analisis kebutuhan sistem pada rancang bangun Fit-Tick, penelitian ini menerapkan fungsi perluasan dimensi linear dengan mengintegrasikan empat variabel prediktor ($n=4$) guna mengestimasi total pembakaran energi secara personal. Maka, persamaan spesifik yang diimplementasikan di dalam sistem dikembangkan menjadi:

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 + b_4X_4 + e$$

Dimana:

Y: Prediksi Total Pembakaran Energi (Calories Burned).

a: Konstanta (intercept).

b₁, b₂, b₃, b₄: Koefisien regresi masing-masing variabel prediktor.

X₁: Variabel Rata-rata Detak Jantung (Avg_BPM) dalam satuan BPM.

X₂: Variabel Durasi Lama Sesi Latihan (Session_Duration (hours)) dalam satuan jam.

X₃: Variabel Berat Badan (Weight (kg)) dalam satuan kilogram.

X₄: Variabel Persentase Lemak Tubuh (Fat_Percentage).

e: Error atau sisa (residual).

A. Evaluasi Model

1. Mean Squared Error (MSE)

Untuk mengukur keakuratan model dalam memprediksi kelelahan, digunakan metode evaluasi *Mean Squared Error* (MSE). MSE berfungsi untuk menghitung rata-rata selisih kuadrat antara nilai prediksi dengan nilai aktual. Berdasarkan (Kurniawan et al., 2026), rumus MSE yang digunakan adalah:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Nilai MSE yang kecil menunjukkan bahwa model memiliki tingkat presisi yang tinggi dalam melakukan prediksi.

2. *Root Mean Square Error* (RMSE)

RMSE merupakan akar kuadrat dari nilai MSE. Keunggulan metrik RMSE adalah mampu menyajikan nilai kesalahan prediksi dalam satuan atau skala yang sama dengan variabel dependen (Y) yang diukur, sehingga analisis deviasi prediksinya menjadi lebih interpretatif. Rumus matematis RMSE adalah:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

3. Mean Absolute Error (MAE)

Mean Absolute Error (MAE) digunakan untuk menghitung rata-rata dari nilai absolut simpangan kesalahan antara hasil estimasi komputasi dengan kondisi riil di lapangan. Berbeda dengan MSE yang memberikan bobot penalti kuadrat pada nilai error ekstrem, MAE mengukur besaran kesalahan secara linear, memberikan representasi error intuitif yang sangat baik untuk interpretasi operasional sistem. Rumus matematis MAE adalah:

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Keterangan Variabel Rumus (1), (2), dan (3):

n : Jumlah sampel data keseluruhan dalam dataset uji (90records).

y_i : Nilai aktual pengeluaran energi (*Calories Burned*) asli dari rekaman data ke- i .

$\hat{y}_i$: Nilai hasil prediksi pengeluaran energi (*Calories Burned*) yang dikeluarkan oleh model regresi ke- i .

4. Koefisien Determinasi (R^2)

Koefisien Determinasi atau R^2 (*R-Squared*) digunakan untuk mengukur seberapa besar proporsi atau persentase variasi dari variabel dependen (Y , yaitu Indeks Kelelahan) yang dapat dijelaskan secara simultan oleh kombinasi variabel independen (X_1 detak jantung dan X_2 *Time Under Tension*) di dalam model. Nilai R^2 berada pada rentang angka 0 hingga 1. Jika nilai R^2 mendekati angka 1, maka model regresi dinilai semakin kuat dan akurat dalam merepresentasikan pola hubungan linear di dunia nyata. Rumus matematis untuk menghitung R^2 adalah:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

Keterangan Tambahan:

$\bar{y}$ = Nilai rata-rata dari keseluruhan data aktual indeks kelelahan pengguna.

2.2.15 Estimasi Persentase Lemak Tubuh (Body Fat Percentage)

Menurut penelitian terbaru oleh (Xu et al., 2023) dalam jurnal *Nature Scientific Reports*, persentase lemak tubuh (*Body Fat Percentage* / BF%) dapat diprediksi secara akurat menggunakan variabel BMI dan sosio-demografis melalui pendekatan *supervised machine learning*. Persamaan ini dikembangkan sebagai solusi untuk mengatasi kelemahan BMI yang sering kali misklasifikasi individu dengan massa otot tinggi (seperti penggiat latihan beban) sebagai

obesitas. Berdasarkan model terbaik (Model 1) yang divalidasi dengan nilai $R^2 = 0,87$ dan *Standard Error of Estimation* (SEE) sebesar 3,29, rumus matematis untuk menghitung estimasi BF% adalah sebagai berikut:

$$BF\% = -19,32396 + 2,9479(BMI) - 0,03208(BMI^2) - 7,87425(Male) + 0,31443(Age) - 0,34078(BMI \times Male) + 0,00657(BMI^2 \times Male) + \text{Interaction Terms}$$

Keterangan Variabel:

BMI: *Body Mass Index* (kg/m^2).

BMI²: Kuadrat dari nilai *Body Mass Index*.

Male: Variabel *dummy* untuk jenis kelamin (Bernilai 1 jika Laki-laki, 0 jika Perempuan).

Age: Usia pengguna dalam tahun.

Interaction Terms: Konstanta tambahan yang memperhitungkan hubungan antara BMI, usia, dan etnisitas (seperti $BMI \times Age$) untuk meningkatkan akurasi prediksi pada kelompok populasi tertentu.

Model ini memberikan kemampuan prediksi yang kuat dan bias yang rendah dibandingkan dengan model-model publikasi sebelumnya karena telah divalidasi menggunakan data standar emas *Dual Energy X-ray Absorptiometry* (DXA). Penggunaan persamaan ini pada sistem monitoring memungkinkan penyajian data komposisi tubuh yang lebih objektif bagi member gym tanpa memerlukan peralatan medis yang mahal.

2.2.16 Konsep Deteksi Kelelahan (Fatigue Detection)

Deteksi kelelahan dalam penelitian ini didasarkan pada dua parameter utama yang saling terintegrasi, yaitu:

A. Heart Rate Recovery (HRR)

Heart Rate Recovery (HRR) adalah kecepatan penurunan detak jantung setelah melakukan aktivitas fisik maksimal. HRR merupakan indikator kuat untuk menilai fungsi otonom jantung dan tingkat kebugaran

kardiovaskular. Mengacu pada penelitian (Thomas et al., 2022), pemantauan pasca-latihan menggunakan parameter HRR terbukti efektif sebagai metode non-invasif yang praktis untuk mengukur tingkat kebugaran kardiorespirasi pada kelompok usia dewasa muda. Pengukuran HRR yang paling stabil dan berkorelasi tinggi dengan tingkat pemulihan fisik terjadi pada menit ke-2 hingga menit ke-3 setelah latihan berhenti, sejalan dengan temuan (Mongin et al., 2023) yang menyatakan bahwa jendela waktu tersebut memberikan data klinis paling konsisten. Penurunan nilai HRR yang lambat dapat mengindikasikan bahwa tubuh belum pulih sepenuhnya atau mengalami kelelahan berlebih (*overtraining*).

Standar nilai median yang digunakan untuk menentukan status kebugaran merujuk pada (Mongin et al., 2023) pada Tabel 2.9:

Tabel 2. 9 Standar Penurunan *Heart Rate Recovery* (HRRRA)

No	Durasi Pemulihan	Normal (Laki-laki)	Normal (Perempuan)
1	Menit ke-2 (120s)	> 54,8 BPM	> 49,0 BPM
2	Menit ke-3 (180s)	> 64,0 BPM	> 57,5 BPM
	<i>Sumber: (Mongin et al., 2023)</i>		

B. *Resting Heart Rate* (RHR)

Resting Heart Rate (RHR) atau detak jantung istirahat digunakan untuk memantau kondisi basal member sebelum memulai sesi latihan. Perubahan nilai RHR yang signifikan dari kondisi normal dapat menjadi indikasi awal kelelahan sistemik. Klasifikasi RHR dalam penelitian ini merujuk pada standar (Syefitiani et al., 2024) sebagaimana tercantum pada Tabel 2.10:

Tabel 2. 10 Klasifikasi *Resting Heart Rate* (RHR)

No	Klasifikasi	Rentang Denyut Jantung (BPM)
1	Rendah (Bradycardia)	< 60
2	Normal Rendah	60–69
3	Normal	70–79
4	Tinggi (Tachycardia)	≥ 80
<i>Sumber: (Syefiani et al., 2024)</i>		

C. *Maximal Heart Rate* (MHR)

Maximal Heart Rate (MHR) atau denyut jantung maksimal merupakan parameter fundamental dalam fisiologi olahraga yang digunakan untuk menilai kapasitas kardiorespirasi serta menentukan batas atas intensitas latihan (Martin et al., 2025). Pengukuran MHR secara langsung melalui *Graded Exercise Test* (GXT) berisiko tinggi memicu kelelahan ekstrem, sehingga estimasi berbasis persamaan usia yang dikembangkan oleh Dr. Samuel M. Fox. menjadi alternatif praktis dan aman yang paling umum digunakan (Martin et al., 2025). Rumus matematis MHR berbasis usia ini dirumuskan sebagai berikut:

$$MHR = 220 - Usia$$

Berdasarkan studi komparatif oleh (Martin et al., 2025), meskipun persamaan MHR berbasis usia memiliki variabilitas individual, formula Fox ($MHR = 220 - Usia$) terbukti memiliki kinerja yang paling stabil di berbagai rentang denyut jantung tanpa mengalami *proportional bias* dibanding rumus prediksi lainnya. Pada sistem *wearable armband* ini, ambang batas MHR digunakan sebagai acuan kualitatif dalam aturan logika sistem pakar (*Rule-Based System*) untuk mendeteksi *Emergency Interruption State* (ketika $BPM \geq 85\% MHR$), guna menginterupsi

latihan secara dini dan mencegah risiko gangguan kardiovaskular akut akibat *overtraining*.

D. Time Under Tension (TUT)

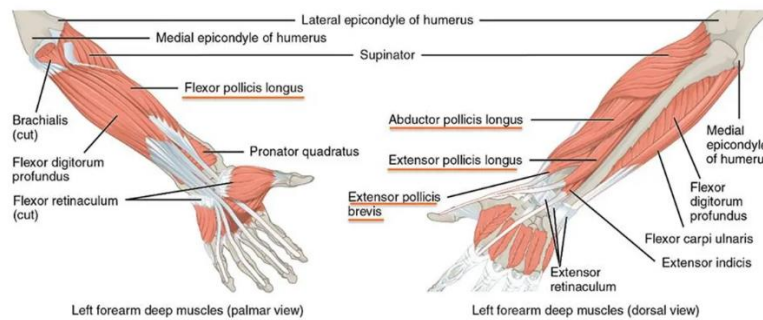
Time Under Tension (TUT) merujuk pada total durasi otot berada di bawah beban selama satu set latihan. Dalam konteks pencegahan *ego lifting*, pemantauan TUT melalui sensor MPU6050 membantu memastikan bahwa setiap repetisi dilakukan dengan tempo yang terkontrol. Jika durasi TUT menurun drastis pada beban yang sama, hal tersebut mengindikasikan terjadinya kelelahan otot (*muscular fatigue*) yang dapat menurunkan efektivitas latihan dan meningkatkan risiko cedera (Assaad et al., 2025).

E. Metode Penalaran *Forward Chaining*

Proses pengambilan keputusan dalam mendeteksi tingkat kelelahan fisik pada sistem ini didasarkan pada metode penalaran *Forward Chaining*. *Forward chaining* merupakan suatu prosedur peruntukan maju berbasis aturan (*rule-based*) yang diawali dengan mengumpulkan kumpulan data atau fakta-fakta masukan (IF), untuk kemudian dievaluasi secara sekuensial hingga menghasilkan suatu kesimpulan atau konklusi baru (THEN). Penerapan *forward chaining* berbasis *website* terbukti efektif dalam mengadopsi pengetahuan seorang pakar untuk menghasilkan keputusan diagnosis yang akurat dan responsif (Riven Refany & Annurrullah Fajrin, 2024). Dalam ekosistem *wearable armband* ini, fakta-fakta fisiologis dan biomekanis yang ditangkap oleh sensor—seperti rata-rata detak jantung (BPM), saturasi oksigen (SpO_2), dan jumlah repetisi gagal (*failed reps*)—bertindak sebagai premis masukan yang diruntut maju oleh sistem pakar backend untuk menetapkan vonis status kelelahan fisik pengguna.

2.2.17 Optimasi Penempatan Hardware (Anatomical Placement)

FOREARM MUSCLES ANATOMY



Gambar 2. 2 Optimasi Penempatan Hardware

Sumber: <https://fitnessprogramer.com/forearm-muscles-anatomy/>

Penempatan sensor pada bagian punggung lengan bawah (*dorsal forearm*) dipilih karena karakteristik anatominya yang memiliki permukaan lebih rata dan stabil dibandingkan pergelangan tangan (*wrist*) maupun lengan atas (*upper arm*). Hal ini diperkuat oleh penelitian (Moghaddam et al., 2026) yang menyatakan bahwa profil anatomis pada lengan bawah memiliki stabilitas sinyal yang lebih tinggi dibandingkan pergelangan tangan, terutama dalam meminimalisir gangguan dari gerakan rotasi sendi yang ekstrem saat melakukan angkatan beban. Berbeda dengan lengan atas yang memiliki otot besar (*bicep*) yang sangat dinamis, struktur punggung lengan bawah cenderung lebih stabil saat terjadi kontraksi beban, sehingga meminimalisir gangguan sinyal akibat *motion artifacts*. Melalui keunggulan lokasi ini, sistem dapat menjamin validitas data dalam melakukan klasifikasi kebugaran berdasarkan profil *Resting Heart Rate* (RHR) dan analisis pemulihan jantung (*Heart Rate Recovery*) pengguna secara lebih objektif dan akurat.

2.2.18 Validitas Akumulasi Kelelahan pada Gerakan Lengan Atas

Subbab ini membahas dasar ilmiah mengenai validitas pengujian alat *wearable armband* yang dilakukan pada akhir sesi latihan menggunakan gerakan *Bicep Curl* dan *Tricep Pushdown*:

1. Validitas Akumulasi Kelelahan di Akhir Sesi (*End of Training Session*)

Pengambilan data biometrik dan kinetik yang diposisikan secara ketat pada akhir sesi latihan merupakan metode yang valid untuk mengukur kelelahan riil (*exercise fatigue*). Berdasarkan penelitian (Chen et al., 2025), indikator biomekanika dan penurunan performa motorik baru mencapai titik akumulasi puncaknya saat otot mendekati batas kegagalan tugas (*task failure*). Pada fase jenuh akhir ini, sistem saraf pusat akan mengubah strategi rekrutmen unit motorik (*Motor Unit Recruitment Strategies*) yang ditandai dengan penurunan kecepatan mekanis secara drastis (*velocity loss*) serta munculnya getaran mikro (*tremor*) pada lintasan gerak. Oleh karena itu, merekam data sensor (MPU6050 dan MAX30102) pada akhir sesi memberikan hasil yang kontras dan valid untuk memprediksi *Fatigue Index* dibandingkan pengukuran saat kondisi otot masih bugar.

2. Keterwakilan Gerakan Lengan Terhadap Kelelahan Latihan Sebelumnya

Data indikasi kebugaran dan kelelahan yang diambil melalui gerakan *Bicep Curl* dan *Tricep Pushdown* tetap valid serta tidak bias, meskipun subjek telah melakukan latihan otot besar lain (seperti dada atau bahu) sebelum alat dipasang. Merujuk pada riset (Lee et al., 2025), pergerakan sendi lengan diatur oleh prinsip sinergi otot (*Muscle Synergy*), di mana otak mengaktifkan sekelompok otot secara bersamaan (ko-kontraksi) untuk menstabilkan lintasan beban. Latihan otot tubuh bagian lain sebelumnya akan menguras energi tubuh secara umum (*systemic fatigue*), yang kemudian langsung berdampak pada penurunan stabilitas kinematik (tremor lintasan) dan lonjakan fisiologis

lokal (BPM) pada otot lengan atas (agonis-antagonis) saat melakukan gerakan isolasi. Dengan demikian, kedua gerakan ini valid menjadi indikator untuk mewakili akumulasi kelelahan dari seluruh rangkaian latihan sebelumnya.

