

IMPLEMENTASI ARSITEKTUR AIoT UNTUK DETEKSI MANUSIA DAN OBJEK DI DALAM RUANG TERTUTUP GUNA MENDUKUNG PENYEDIAAN DATA PENGINTAIAN PADA OPERASI INTELIJEN MILITER

Imam Ashar¹⁾ Nurdin Wibisono²⁾ Erdiyan Ariyanda ²⁾ Ananda Herdi Akbar⁴⁾

^{1), 2), 3)} Prodi Teknik Telekomunikasi Militer. Politeknik Angkatan Darat

Jl. Raya Anggrek No.1 Junrejo, Batu, Indonesia

E - mail : ¹⁾imamasharstmt@gmail.com, ²⁾nurdinwibisono@gmail.com

³⁾erdidian10@gmail.com ⁴⁾aherdiakbar@gmail.com

IMPLEMENTATION OF AN AIoT ARCHITECTURE FOR HUMAN AND OBJECT DETECTION IN ENCLOSED SPACES TO SUPPORT SURVEILLANCE DATA PROVISION IN MILITARY INTELLIGENCE OPERATIONS

Abstract: Reconnaissance of enclosed spaces requires situational awareness without physical entry. This study designs and evaluates a four-layer Artificial Intelligence of Things (AIoT) architecture integrating through-wall radio-frequency sensing, edge inference, and encrypted telemetry to a command node. The sensing layer combines ultra-wideband impulse radar, Wi-Fi Channel State Information (CSI), 60 GHz FMCW radar, and an infrared camera. A hybrid CNN-BiLSTM handles the radio channel and a quantised YOLOv8n model handles the visual channel; their outputs are combined by reliability-driven adaptive fusion. Five obstruction scenarios were evaluated with 600 trials per scenario. Accuracy decreased from 97.33% under line-of-sight to 73.00% behind a 20 cm reinforced-concrete wall plus a 15 cm brick partition. In the reinforced-concrete scenario, adaptive fusion reached 83.67% accuracy, compared with 78.83% for fixed fusion and 79.17% for UWB alone. End-to-end latency was 206.2 ms. The telemetry session delivered an aggregate Packet Delivery Ratio of 91.88%, while log-distance modelling produced a path-loss exponent of 3.62 (RMSE 1.17 dB) and a practical range of approximately 2.1 km at a 10 dB fade margin. The evaluation also identifies three deployment limits: the opacity of millimetre-wave radar to reinforced concrete, insufficient LoRa capacity for continuous 2 Hz telemetry, and an energy deficit in the initial 50 Wp solar configuration.

Keywords: AIoT; through-wall sensing; ultra-wideband radar; Channel State Information; edge computing; multi-sensor fusion; ISR

Abstrak: Pengintaian ruang tertutup membutuhkan gambaran situasi tanpa harus melakukan penetrasi fisik. Penelitian ini merancang dan mengevaluasi arsitektur Artificial Intelligence of Things (AIoT) empat lapis yang mengintegrasikan penginderaan radio frekuensi menembus dinding, inferensi pada perangkat tepi, dan telemetry terenkripsi menuju simpul komando. Lapis sensor memadukan radar impuls ultra-wideband, Channel State Information (CSI) Wi-Fi, radar FMCW 60 GHz, dan kamera inframerah. Kanal radio diproses dengan CNN-BiLSTM, kanal visual dengan YOLOv8n terkuantisasi, kemudian keluaran digabungkan melalui fusi adaptif berbasis keandalan. Lima skenario penghalang diuji masing-masing 600 kali. Akurasi turun dari 97,33% pada line-of-sight menjadi 73,00% pada kombinasi beton bertulang 20 cm dan bata 15 cm. Pada skenario beton bertulang, fusi adaptif mencapai akurasi 83,67%, dibandingkan 78,83% pada fusi bobot tetap dan 79,17% pada UWB tunggal. Latensi ujung-ke-ujung sebesar 206,2 ms; PDR agregat telemetry 91,88%; dan model log-distance menghasilkan eksponen 3,62 dengan RMSE 1,17 dB serta jangkauan praktis sekitar 2,1 km pada margin pudaran 10 dB. Evaluasi juga menunjukkan tiga batas penggelaran: radar milimeter tidak efektif menembus beton bertulang, kapasitas LoRa tidak memadai untuk telemetry kontinu 2 Hz, dan konfigurasi surya 50 Wp mengalami defisit energi.

Kata kunci: AIoT; penginderaan menembus dinding; radar ultra-wideband; Channel State Information; komputasi tepi; fusi multisensor; ISR

PENDAHULUAN

Operasi intelijen pada lingkungan urban memerlukan informasi tentang keberadaan manusia dan objek di dalam bangunan, tetapi observasi langsung dapat meningkatkan risiko personel dan membatasi pilihan taktis. Penginderaan berbasis gelombang radio menawarkan pendekatan non-kontak karena perubahan lintasan multipath yang disebabkan tubuh manusia dapat diekstraksi dari sinyal Wi-Fi maupun radar. Survei Miao dkk. menunjukkan bahwa CSI Wi-Fi telah berkembang menjadi sumber informasi yang kuat untuk pengenalan aktivitas manusia [1], sedangkan Abuhoureyah dkk. membuktikan bahwa sinyal non-line-of-sight yang melewati dinding masih dapat digunakan oleh model pembelajaran mendalam [2].

Perkembangan tersebut beririsan dengan paradigma Artificial Intelligence of Things (AIoT), yaitu integrasi penginderaan, komputasi kecerdasan buatan, dan jaringan dalam satu rantai sistem. AIoT berbeda dari IoT konvensional karena inferensi dapat dilakukan di perangkat atau di tepi jaringan sehingga hanya metadata keputusan yang dikirim ke pusat [3]. Pendekatan ini mengurangi kebutuhan lebar pita, memperpendek latensi, mempertahankan fungsi lokal saat koneksi terganggu, dan mendukung minimisasi data. LiWi-HAR menunjukkan bahwa pengenalan aktivitas berbasis Wi-Fi dapat didistribusikan pada perangkat AIoT dengan sumber daya terbatas [4].

Pada kanal CSI, kualitas klasifikasi ditentukan oleh kemampuan memisahkan komponen statis dan dinamis. Kombinasi PCA, wavelet, dan CNN telah digunakan untuk mereduksi derau [5]; jaringan temporal-spasial menangkap ketergantungan antarsubpembawa dan waktu [6]; rekonstruksi fase menambah informasi komplementer [7]; dan pendekatan perangkat Wi-Fi tunggal menyederhanakan penggelaran [8]. Pada radar, UWB menawarkan kompromi penetrasi-resolusi yang baik untuk material non-logam [9], sedangkan radar milimeter

memiliki resolusi tinggi untuk rekonstruksi dan pelacakan tubuh [10]–[12] tetapi mengalami redaman besar pada beton bertulang. Kanal visual tetap bermanfaat ketika tersedia bukaan; YOLOv8 dipilih karena efisiensi deteksi waktu nyata [13], sementara studi fusi radar-video memperlihatkan manfaat penggabungan sensor pada sistem tertanam [14].

Rantai komunikasi juga menentukan kelayakan sistem. MQTT menyediakan mekanisme publish-subscribe dengan beberapa tingkat *Quality of Service* [15], sedangkan LoRa menukar laju data dengan sensitivitas penerima dan jangkauan [16]. Karena sistem mendeteksi keberadaan orang di ruang tertutup, perancangan juga harus memperhatikan prinsip legalitas, pembatasan tujuan, dan akuntabilitas sebagaimana relevan dengan Undang-Undang Nomor 27 Tahun 2022 tentang Pelindungan Data Pribadi [17]. Pada sisi algoritmik, teknik CFAR untuk radar [18], deteksi manusia dari radar 4D pada visibilitas rendah [19], estimasi Doppler berbasis CSI [20], *continual sensing* [21], dan strategi *selective sensing* [22] menunjukkan bahwa kemampuan sensor dapat diperbaiki, tetapi tidak menghapus batas propagasi fisik maupun kebutuhan validasi sistem ujung-ke-ujung.

Kesenjangan penelitian terletak pada dominasi studi yang mengevaluasi model klasifikasi secara terpisah, sementara variasi penghalang, telemetri, latensi, dan energi jarang diuji sebagai satu sistem. Penelitian ini karena itu merancang arsitektur AIoT empat lapis dan mengevaluasinya pada lima tingkat penghalang. Kontribusi utama adalah: (1) pemisahan eksplisit antara jarak penginderaan dan jarak telemetri; (2) fusi multisensor berbobot adaptif berdasarkan keandalan sesaat; (3) karakterisasi penurunan *accuracy*, *recall*, dan F1 terhadap penghalang; serta (4) evaluasi anggaran latensi, tautan radio, kapasitas LoRa, dan energi untuk menentukan batas kelayakan penggelaran. Jarak penginderaan pada penelitian dibatasi

sampai 12,8 m, sedangkan jarak telemetri diuji sampai 2.000 m; dengan demikian sistem ini adalah penginderaan jarak dekat dengan telemetri jarak jauh, bukan sensor tembus dinding berjangkauan kilometer.

Rumusan Masalah, Posisi Riset, dan Batasan

Evaluasi diarahkan pada empat pertanyaan: bagaimana arsitektur AIoT mengintegrasikan sensor, inferensi tepi, dan telemetri; seberapa besar degradasi deteksi akibat jenis serta ketebalan penghalang; apakah pembobotan adaptif lebih andal daripada modalitas tunggal dan fusi tetap; serta apakah latensi, kanal komunikasi, dan energi memenuhi kebutuhan pengoperasian. Sistem dibatasi pada deteksi keberadaan dan pencacahan kasar manusia serta klasifikasi objek umum. Sistem tidak dirancang untuk identifikasi individu, pengenalan wajah, atau rekonstruksi citra ruang. Pengujian dilakukan pada satu bangunan uji dengan tiga jenis material partisi; keamanan siber dibatasi pada enkripsi transport dan autentikasi mutual tanpa penetration test formal. Karena itu generalisasi ke konstruksi lain harus melalui kalibrasi dan validasi ulang.

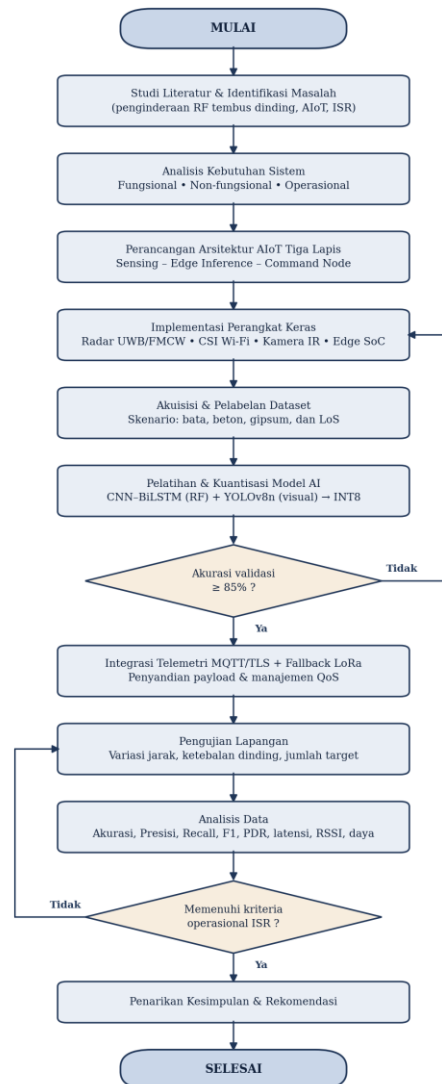
Tabel 1. Posisi penelitian terhadap karya terdahulu.

Rujukan	Modalitas/Fokus	Kesenjangan terhadap studi ini
[2]	CSI Wi-Fi; through-wall HAR	Tidak mengevaluasi telemetri dan energi
[4]	CSI Wi-Fi; distributed AIoT	Konteks domestik; variasi penghalang terbatas
[9]	UWB; estimasi pose	Fokus pose, bukan sistem ujung-ke-ujung
[10]–[12]	mmWave; mesh/pelacakan/aksi	Umumnya tanpa beton bertulang
[14]	mmWave + video; sensor fusion	Tidak adaptif terhadap kegagalan modalitas
Studi ini	UWB + CSI + mmWave + IR	Evaluasi sensor–edge–telemetri–energi

METODE PENELITIAN

Tahapan penelitian mengikuti alur studi literatur dan identifikasi kebutuhan, perancangan arsitektur, implementasi perangkat keras dan perangkat lunak, akuisisi dataset, pelatihan serta kuantisasi

model, integrasi telemetri, pengujian lapangan, analisis data, lalu evaluasi kelayakan. Dua gerbang keputusan digunakan: validasi model sebelum integrasi dan verifikasi kriteria operasional setelah pengujian. Jika salah satu gerbang tidak terpenuhi, proses kembali ke tahap implementasi atau konfigurasi pengujian.

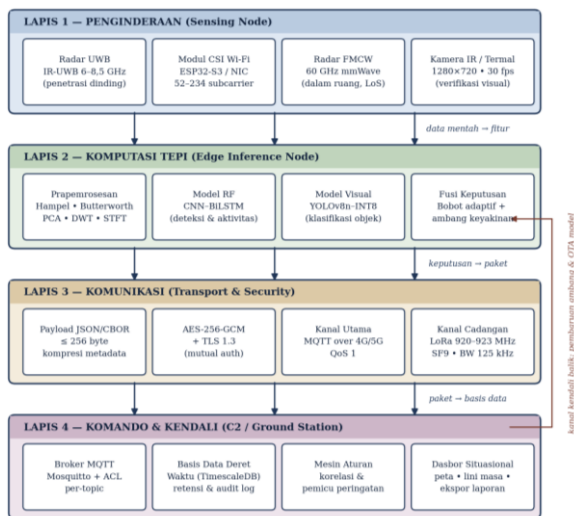


Gambar 1. Diagram alir tahapan penelitian.

Rancangan dan Arsitektur Sistem

Penelitian menggunakan pendekatan rekayasa eksperimental dengan siklus perancangan–implementasi–pengujian–evaluasi. Arsitektur dibagi menjadi empat lapis. Lapis penginderaan menghimpun radar IR-UWB 6,0–8,5 GHz, modul CSI Wi-

Fi 2,4 GHz, radar FMCW 60 GHz, dan kamera inframerah. Lapis komputasi tepi melakukan prapemrosesan, inferensi radio dan visual, serta fusi keputusan. Lapis komunikasi mengemas metadata, menerapkan AES-256-GCM dan autentikasi mutual TLS, kemudian mengirimkannya melalui MQTT/LTE sebagai kanal utama dan LoRa 920–923 MHz sebagai kanal cadangan. Lapis komando menyimpan data, menampilkan status, dan menyediakan kanal kendali balik.



Gambar 2. Arsitektur AIoT empat lapis sistem deteksi.

Perangkat, Lingkungan, dan Skenario Uji

Tabel 2. Komponen utama sistem.

Komponen	Spesifikasi/Fungsi
IR-UWB	6,0–8,5 GHz; resolusi jarak ≈4 cm; modalitas utama penetrasi dinding
CSI Wi-Fi	ESP32-S3; 2,4 GHz; 52 subpembawa; 100 Hz
FMCW	60 GHz; 3 Tx/4 Rx; BW 4 GHz; resolusi tinggi LoS
Kamera IR	1280×720; 30 fps; iluminator 850 nm
Komputer tepi	SoC kelas Jetson Orin Nano; 8 GB; 40 TOPS INT8
Telemetri	LTE Cat-4; LoRa SF9, BW 125 kHz, CR 4/5
Energi	LiFePO ₄ 12,8 V 20 Ah (256 Wh) + panel surya

Tabel 3. Asumsi indikatif redaman satu arah material bangunan.

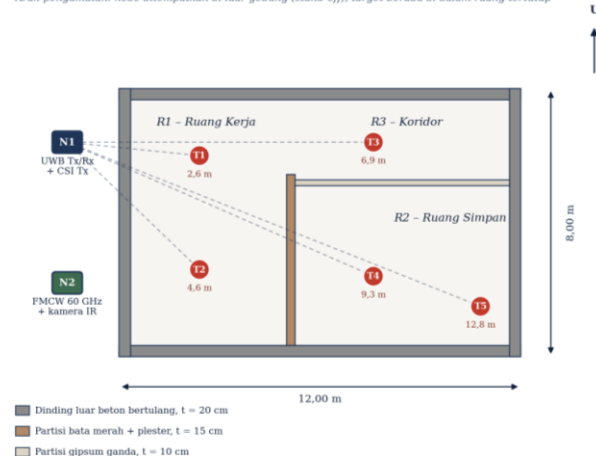
Material	2,4 GHz	7 GHz	60 GHz
Gypsum ganda 10 cm	2–5 dB	4–8 dB	15–25 dB
Bata 15 cm	5–12 dB	9–18 dB	30–45 dB
Beton 20 cm	10–18 dB	16–28 dB	>45 dB

Beton bertulang 20 cm	15–28 dB	22–40 dB	Praktis buram
Beton + bata 35 cm	25–45 dB	35–60 dB	Praktis buram

Nilai redaman pada Tabel 3 digunakan sebagai asumsi perancangan dan bukan hasil karakterisasi material spesifik. Pemilihan pita frekuensi merupakan kompromi: frekuensi lebih rendah mempertahankan penetrasi tetapi resolusinya lebih kasar, sedangkan 60 GHz memberikan resolusi tinggi namun kehilangan kemampuan penetrasi pada penghalang berat. Karena gelombang radar harus melewati dinding saat menuju target dan saat kembali ke sensor, redaman efektif pada lintasan pantul lebih besar daripada nilai satu arah.

Pengujian dilakukan pada bangunan 12 × 8 m yang terdiri atas tiga ruang dengan material partisi berbeda. Simpul sensor ditempatkan di luar bangunan, sedangkan target berada pada lima titik berjarak 2,6–12,8 m. Setiap skenario menjalankan 600 percobaan, yaitu 300 kondisi target hadir dan 300 kondisi ruang kosong, sehingga metrik tidak terdistorsi oleh ketimpangan kelas.

Arah pengamatan: node ditempatkan di luar gedung (stand-off), target berada di dalam ruang tertutup



Gambar 3. Denah bangunan uji dan posisi target.

Tabel 4. Skenario pengujian.

Kode	Penghalang	Jarak	Uji
S1	Tanpa penghalang (LoS)	2,6 m	600
S2	Gypsum ganda 10 cm	4,6 m	600
S3	Bata merah 15 cm	6,9 m	600
S4	Beton bertulang 20 cm	9,3 m	600
S5	Beton 20 cm + bata 15 cm	12,8 m	600

Akuisisi, Model, dan Fusi Adaptif

Data radio dicuplik menggunakan jendela geser 2 s dengan *overlap* 75%, sehingga keputusan baru tersedia setiap 0,5 s. Setiap sesi diawali profil ruang kosong selama 60 s untuk memperkirakan komponen statis. Pembagian data dilakukan berdasarkan sesi dengan proporsi 70% latih, 15% validasi, dan 15% uji. Pemisahan berdasarkan sesi dipilih untuk mencegah jendela yang bertumpang tindih dari sesi yang sama masuk ke himpunan latih dan uji sekaligus.

Prapemrosesan CSI meliputi Hampel filtering, band-pass Butterworth 0,3–8 Hz, normalisasi, PCA, dan transformasi waktu-frekuensi. Model radio terdiri atas tiga blok konvolusi satu dimensi, dua lapis BiLSTM, dan kepala klasifikasi; pelatihan menggunakan AdamW, *cosine annealing*, batch 64, dan *early stopping*. Model visual menggunakan YOLOv8n yang disetel halus pada data lokal lalu dikonversi ke TensorRT FP16. Model radio dikuantisasi ke INT8 menggunakan 512 cuplikan kalibrasi.

Fusi keputusan menghitung $S_{fusi} = \sum_{m \in \mathcal{M}} w_m p_m$, dengan $w_m = \frac{q_m \alpha_m}{\sum_{k \in \mathcal{M}} q_k \alpha_k}$. Di sini p_m adalah probabilitas keberadaan manusia, q_m adalah indikator keandalan sesaat pada rentang 0–1, dan α_m adalah bobot prior hasil kalibrasi. Modalitas dengan q_m di bawah ambang dikeluarkan secara efektif dari perhitungan. Untuk kanal radio, q_m diturunkan dari rasio energi dinamis terhadap energi statis; untuk kanal visual, q_m menggunakan keyakinan deteksi rata-rata.

Metrik dan Analisis Kelayakan

Kinerja deteksi dihitung dari TP, TN, FP, dan FN menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan F1. *Recall* diperlakukan sebagai metrik kritis karena negatif palsu berarti sistem menyatakan ruang kosong saat orang sebenarnya hadir. Telemetri dievaluasi dengan *Packet Delivery Ratio* (PDR), RSSI, SNR, dan latensi. Redaman lintasan dimodelkan dengan $PL(d) = PL(d_0) + 10 \log_{10}(d/d_0) + X\sigma$. Kapasitas LoRa dibandingkan dengan kebutuhan muatan telemetri, sedangkan endurance dihitung dari energi baterai yang dapat digunakan

dan konsumsi daya terukur. Seluruh data eksperimen berasal dari lingkungan uji terkendali dan partisipan yang memberikan persetujuan.

Keterbatasan Metodologis

Tiga sumber keterbatasan diperhitungkan sejak tahap metode. Pertama, satu bangunan uji tidak mewakili variasi konstruksi, rasio tulangan, kadar air, dan karakteristik multipath pada lokasi lain. Kedua, jumlah subjek terbatas sehingga variasi antropometri dan pola gerak belum sepenuhnya terwakili. Ketiga, rentang pengujian waktu tidak cukup untuk mengkarakterisasi pengaruh musiman kelembapan dan suhu. Pembagian berdasarkan sesi mengurangi risiko kebocoran data, tetapi *overlap* jendela 75% tetap menimbulkan korelasi temporal di dalam masing-masing sesi. Keterbatasan tersebut dipertahankan sebagai batas interpretasi hasil, bukan dihilangkan melalui ekstrapolasi.

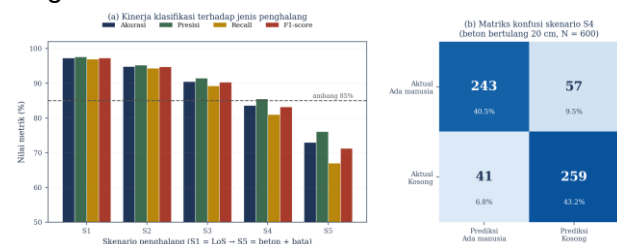
HASIL PENELITIAN

Kinerja Deteksi terhadap Penghalang

Tabel 5. Metrik klasifikasi pada lima skenario (N=600 per skenario).

No	Akurasi	Presisi	Recall	F1
S1	97,33%	97,65%	97,00%	97,32%
S2	94,83%	95,29%	94,33%	94,81%
S3	90,50%	91,47%	89,33%	90,39%
S4	83,67%	85,56%	81,00%	83,22%
S5	73,00%	76,14%	67,00%	71,28%

Seluruh metrik menurun secara monoton seiring bertambahnya redaman. Akurasi turun 24,33 poin persentase dari S1 ke S5. Pada S4 tercatat TP=243, FN=57, FP=41, dan TN=259; pada S5 jumlah FN meningkat menjadi 99 dari 300 kehadiran nyata. Pola tersebut menunjukkan bahwa pelemahan sinyal terutama meningkatkan kemungkinan target tidak terdeteksi.



Gambar 4. Kinerja klasifikasi dan matriks konfusi S4.

Kontribusi Modalitas dan Fusi

Tabel 6. Modalitas tunggal dan fusi pada S4.

Konfigurasi	Akurasi	F1
CSI Wi-Fi	71,50%	69,84%
UWB	79,17%	77,92%
FMCW 60 GHz	41,33%	28,60%
Kamera IR	50,00%	—
Fusi bobot tetap	78,83%	77,10%
Fusi adaptif	83,67%	83,22%

Pada beton bertulang, UWB menjadi modalitas tunggal terbaik. FMCW 60 GHz turun mendekati keluaran acak karena penghalang bersifat praktis buram, sedangkan kamera inframerah tidak memperoleh lintasan pandang. Fusi berbobot tetap lebih rendah daripada UWB tunggal karena dua modalitas yang tidak informatif tetap berkontribusi. Fusi adaptif mengurangi bobot keduanya dan mencapai akurasi 83,67%.

Latensi, Telemetri, dan Redaman Lintasan

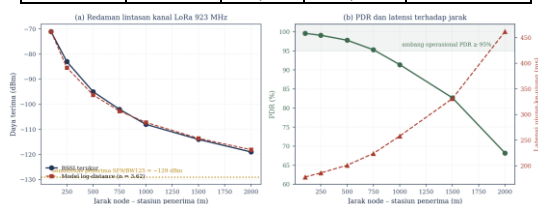
Tabel 7. Anggaran latensi ujung-ke-ujung.

Tahap	Latensi
Akuisisi/penyangga	40,0 ms
Prapemrosesan	18,4 ms
CNN-BiLSTM INT8	22,7 ms
YOLOv8n FP16	31,5 ms
Fusi adaptif	3,2 ms
CBOR + AES-GCM	4,1 ms
MQTT/LTE + ack	86,3 ms
Total	206,2 ms

Total latensi 206,2 ms berada di bawah periode pembaruan 500 ms. Porsi terbesar berasal dari MQTT/LTE (41,8%), sedangkan kuantisasi menurunkan inferensi radio dari 61,3 ms menjadi 22,7 ms dengan penurunan akurasi validasi 0,81 poin persentase.

Tabel 8. Kinerja kanal LoRa SF9, BW 125 kHz.

Jarak	RSSI	SNR	PDR	Latensi
100 m	-71	9,8	99,6%	178 ms
250 m	-83	8,1	99,1%	186 ms
500 m	-95	6,4	97,8%	201 ms
750 m	-102	4,2	95,3%	224 ms
1000 m	-108	1,7	91,4%	258 ms
1500 m	-114	-3,5	82,7%	331 ms
2000 m	-119	-8,9	68,2%	462 ms

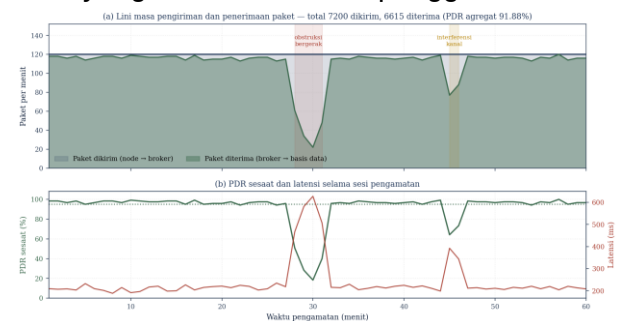


Gambar 5. Model redaman, PDR, dan latensi terhadap jarak.

Regresi model log-distance dengan $d_0=100$ m menghasilkan $PL(d_0)=95,30$ dB, $n=3,62$, dan $RMSE=1,17$ dB. Dengan sensitivitas penerima -129 dBm, batas teoretis tanpa margin sekitar 4,0 km; setelah margin pudaran 10 dB, jangkauan praktis model sekitar 2,1 km. Namun jika ambang operasional ditetapkan $PDR \geq 95\%$, data eksperimen menunjukkan 750 m sebagai jangkauan aman pada konfigurasi uji.

Kapasitas Kanal dan Stabilitas Sesi

Pada SF9, BW 125 kHz, dan coding rate 4/5, laju data mentah dihitung 1.757,8 bps. Telemetri kontinu 2 Hz dengan muatan JSON 184 byte membutuhkan 2.944 bps per simpul, sehingga LoRa tidak mampu menjadi cadangan setara untuk aliran kontinu. Dengan muatan CBOR 51 byte, waktu udara sekitar 328,7 ms; pada asumsi siklus kerja 1%, interval minimum menjadi 32,87 s. Karena itu LoRa lebih sesuai sebagai kanal event-driven untuk perubahan status penting. Angka siklus kerja tersebut merupakan asumsi perancangan dan harus diverifikasi terhadap regulasi pita 920–923 MHz yang berlaku sebelum penggelaran.



Gambar 6. Lini masa paket, PDR sesaat, dan latensi selama 60 menit.

Pada uji LTE selama 60 menit di jarak 500 m, 7.200 paket dikirim dan 6.615 diterima sehingga PDR agregat 91,88%. Gangguan tidak tersebar merata: menit 28–31 mengalami obstruksi bergerak dan PDR sesaat turun hingga 18,33%, sedangkan menit 45–46 mengalami interferensi lebih singkat. Sistem karena itu menggunakan penyangga lokal 900 keputusan dan retransmisi setelah kanal pulih.

Anggaran Energi

Tabel 9. Anggaran daya simpul sensor.

Komponen	Penuh	Hemat
Komputer tepi	7,59 W	5,89 W
IR-UWB	1,80 W	1,80 W
CSI Wi-Fi	0,90 W	0,90 W
FMCW	1,35 W	0,10 W
Kamera IR	1,10 W	0,15 W
LTE	1,20 W	1,20 W
LoRa	0,06 W	0,06 W
Total + rugi konversi	15,22 W	10,98 W

Dengan baterai 256 Wh dan depth of discharge 80%, energi yang dapat digunakan sekitar 204,8 Wh. *Endurance* dihitung 13,46 jam pada mode penuh dan 18,65 jam pada mode hemat. Kebutuhan energi harian mode penuh sekitar 365,3 Wh, sedangkan panel 50 Wp dengan 4,2 *peak-sun-hour* dan *derating* 0,75 hanya menghasilkan sekitar 157,5 Wh/hari. Defisit 207,8 Wh/hari menunjukkan konfigurasi awal tidak berkelanjutan. Daya panel minimum hasil perhitungan sekitar 116 Wp untuk mode penuh; panel 150 Wp memberi margin terhadap variasi cuaca.

PEMBAHASAN

Temuan utama memperlihatkan bahwa batas fisik propagasi tetap menjadi faktor dominan. Penurunan *accuracy* dari 97,33% menjadi 73,00% bukan semata kelemahan model, tetapi konsekuensi berkurangnya informasi ketika sinyal melewati penghalang yang semakin berat. Perbedaan *precision* dan *recall* yang makin lebar memperkuat interpretasi ini: ketika energi pantul mendekati derau, target nyata lebih sering tidak melampaui ambang keputusan. Karena itu laporan negatif pada S4–S5 tidak layak diperlakukan sebagai bukti bahwa ruang benar-benar kosong.

Eksperimen fusi menunjukkan bahwa prinsip 'semakin banyak sensor semakin baik' tidak berlaku ketika sebagian modalitas kehilangan observabilitas. Pada beton bertulang, radar 60 GHz dan kamera IR menjadi sumber informasi yang lemah atau tidak tersedia. Bobot tetap mempertahankan kontribusi keduanya dan justru menurunkan hasil, sedangkan bobot adaptif menggeser keputusan ke UWB dan CSI. Hal ini konsisten dengan kebutuhan sistem

multimodal yang bukan sekadar menggabungkan sensor, tetapi juga mengukur kualitas tiap sumber secara waktu nyata.

Evaluasi ujung-ke-ujung juga mengubah interpretasi kelayakan. Latensi inferensi sudah cukup rendah, tetapi kanal jaringan menjadi komponen dominan. PDR agregat 91,88% tampak memadai jika hanya dilihat sebagai rata-rata, namun lini masa menunjukkan pemadaman berurutan hingga beberapa menit. Untuk aplikasi yang memerlukan kesinambungan situasi, struktur waktu dari kehilangan paket lebih penting daripada rerata. Demikian pula, jangkauan teoretis 2,1 km pada margin 10 dB tidak identik dengan jangkauan operasional berbasis PDR; data eksperimen menempatkan batas $PDR \geq 95\%$ pada 750 m.

LoRa dan energi merupakan dua batas rancangan yang sering luput pada studi model AI. Kapasitas 1.757,8 bps tidak mampu membawa telemetri kontinu 2 Hz sebesar 2.944 bps per simpul, sehingga fungsi LoRa harus dipersempit menjadi pengiriman berbasis kejadian. Pada sisi energi, baterai dan panel surya awal tidak mendukung operasi 24 jam. Kedua hasil tersebut menegaskan bahwa kelayakan AIIoT harus dinilai sebagai rantai sensor–komputasi–komunikasi–energi, bukan hanya dari metrik klasifikasi.

Jika dibandingkan penelitian terdahulu, kondisi line-of-sight pada studi ini berada pada rentang akurasi yang serupa dengan karya CSI dan mmWave yang melaporkan capaian di atas 90% [2], [4], [5], [11]. Perbedaan penting muncul ketika penghalang berat dimasukkan: akurasi 83,67% pada beton bertulang dan 73,00% pada beton-bata menunjukkan biaya nyata dari propagasi menembus material. Perbandingan angka harus tetap hati-hati karena tugas klasifikasi, bangunan, sensor, dan dataset berbeda. Nilai tambah studi ini bukan pada klaim akurasi absolut yang lebih tinggi, melainkan pada evaluasi simultan performa sensor, fusi, latensi, keandalan kanal, dan energi sehingga kondisi

kegagalan dapat diidentifikasi secara eksplisit.

Dari sisi rancangan, hasil tersebut mendukung pengoperasian sensor secara hierarkis sesuai kualitas observasi. UWB dan CSI perlu dipertahankan sebagai sumber utama pada kondisi berpenghalang, sementara FMCW 60 GHz dan kamera IR diperlakukan sebagai modalitas resolusi tinggi yang hanya memberi nilai tambah ketika lintasan memungkinkan. Prinsip ini tidak memerlukan perubahan arsitektur, karena indikator q_m pada fusi adaptif sudah berfungsi sebagai gerbang kualitas. Keputusan akhir sebaiknya selalu disertai skor keandalan dan status modalitas aktif agar operator dapat membedakan keputusan yang didukung beberapa sensor dari keputusan yang hanya bertumpu pada satu kanal. Dengan mekanisme tersebut, penurunan kualitas tidak disamakan menjadi satu angka probabilitas tanpa konteks.

Implikasi kedua berkaitan dengan kontinuitas data. Hasil PDR menunjukkan bahwa penyimpanan lokal bukan sekadar fitur tambahan, melainkan bagian dari rancangan ketahanan sistem. Metadata keputusan dapat dicatat terlebih dahulu di edge node, diberi penanda waktu, lalu disinkronkan setelah kanal pulih. Pada kanal cadangan LoRa, strategi event-driven lebih konsisten dengan kapasitas dan waktu udara yang tersedia daripada meniru pola telemetri LTE. Pada sisi energi, mode hemat yang menonaktifkan FMCW dan kamera sampai dipicu kejadian mengurangi konsumsi dari 15,22 W menjadi 10,98 W, tetapi masih belum menjamin operasi berkelanjutan dengan panel 50 Wp. Dengan demikian, pengelolaan modalitas, transport, penyanggaan, dan energi perlu dipandang sebagai satu kebijakan adaptif, bukan empat optimasi terpisah.

Validitas eksternal penelitian masih terbatas karena pengujian dilakukan pada satu bangunan dan jumlah subjek terbatas. Variasi pola tulangan, kelembapan, suhu, multipath, dan interferensi dapat mengubah hasil secara berarti. Sistem juga belum diuji

terhadap gangguan adversarial seperti jamming, reflektor, atau perisai konduktif. Selain itu, penerapan di luar lingkungan uji menuntut verifikasi regulasi spektrum, dasar hukum pengumpulan data, pembatasan retensi, dan mekanisme audit. Dengan keterbatasan tersebut, hasil paling tepat dipandang sebagai karakterisasi studi kasus dan bukti kelayakan teknis, bukan angka kinerja universal untuk seluruh bangunan.

PENUTUP

Penelitian menghasilkan arsitektur AIoT empat lapis yang mengintegrasikan UWB, CSI Wi-Fi, FMCW 60 GHz, kamera inframerah, inferensi tepi, dan telemetri terenkripsi untuk deteksi manusia serta objek di ruang tertutup. Pengujian menunjukkan degradasi kinerja yang konsisten terhadap peningkatan penghalang, dengan akurasi 97,33% pada LoS dan 73,00% pada kombinasi beton bertulang-bata. Fusi adaptif mencapai 83,67% pada beton bertulang karena mampu menekan kontribusi modalitas yang kehilangan keandalan. Latensi 206,2 ms memenuhi pembaruan 2 Hz, tetapi PDR, kapasitas LoRa, dan energi memperlihatkan batas operasional yang tidak terlihat dari accuracy saja. Implementasi berikutnya perlu memprioritaskan validasi lintas bangunan, pengujian adversarial, adaptasi domain, kanal cadangan berkapasitas lebih tinggi, peningkatan panel surya, serta protokol tata kelola dan kepatuhan spektrum sebelum sistem dipertimbangkan untuk penggelaran yang lebih luas.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Miao, Y. Huang, Z. Lu, T. Ohtsuki, G. Gui, and H. Sari, "Wi-Fi Sensing Techniques for Human Activity Recognition: Brief Survey, Potential Challenges, and Research Directions," *ACM Computing Surveys*, vol. 57, no. 5, Art. no. 107, pp. 1–30, 2025, doi: 10.1145/3705893.
- [2] F. S. Abuhoureyah, Y. C. Wong, and A. S. B. M. Isira, "WiFi-based human activity recognition through wall using deep learning," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 127, Art. no. 107171, 2024, doi: 10.1016/j.engappai.2023.107171.
- [3] S. I. Siam et al., "Artificial Intelligence of Things: A Survey," *ACM Transactions on Sensor Networks*, vol. 21, no. 1, Art. no. 9, pp. 1–75, 2025.

- [4] W. Liang et al., "LiWi-HAR: Lightweight WiFi-Based Human Activity Recognition Using Distributed AIoT," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 11, no. 1, pp. 597–611, 2024.
- [5] I. A. Showmik, T. F. Sanam, and H. Imtiaz, "Human activity recognition from Wi-Fi CSI data using principal component-based wavelet CNN," *Digital Signal Processing*, vol. 138, Art. no. 104056, 2023.
- [6] H. Huang, L. Lin, L. Zhao, H. Huang, and S. Ding, "TSHNN: Temporal-Spatial Hybrid Neural Network for Cognitive Wireless Human Activity Recognition," *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, vol. 10, no. 6, pp. 2088–2101, 2024.
- [7] X. Chen, C. Li, C. Jiang, W. Meng, and W. Xiao, "WiPhase: A Human Activity Recognition Approach by Fusing of Reconstructed WiFi CSI Phase Features," *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024.
- [8] K. Song, Q. Wang, S. Zhang, and H. Zeng, "SiWis: Fine-Grained Human Detection Using Single WiFi Device," in *Proc. 30th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom '24)*, 2024, pp. 1439–1454.
- [9] X. Zhou, T. Jin, Y. Dai, Y. Song, and Z. Qiu, "MD-Pose: Human Pose Estimation for Single-Channel UWB Radar," *IEEE Transactions on Biometrics, Behavior, and Identity Science*, vol. 5, pp. 449–463, 2023, doi: 10.1109/TBIOM.2023.3265206.
- [10] H. Xue et al., "M4esh: mmWave-based 3D Human Mesh Construction for Multiple Subjects," in *Proc. 20th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys '22)*, 2022, pp. 391–406.
- [11] Z. Shen, J. Nunez-Yanez, and N. Dahnoun, "Multiple Human Tracking and Fall Detection Real-Time System Using Millimeter-Wave Radar and Data Fusion," in *Proc. 12th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO)*, 2023, pp. 1–6.
- [12] C. Gianoglio, A. Mohanna, A. Rizik, L. Moroney, and M. Valle, "On Edge Human Action Recognition Using Radar-Based Sensing and Deep Learning," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 20, no. 3, pp. 4160–4172, 2024.
- [13] G. Jocher, A. Chaurasia, and J. Qiu, "Ultralytics YOLOv8," software, 2023. [Online]. Available: <https://github.com/ultralytics/ultralytics>
- [14] J. J. Lin, J. I. Guo, V. M. Shivanna, and S. Y. Chang, "Deep Learning Derived Object Detection and Tracking Technology Based on Sensor Fusion of Millimeter-Wave Radar/Video and Its Application on Embedded Systems," *Sensors*, vol. 23, no. 5, Art. no. 2746, 2023.
- [15] S. Arifin, "MQTT Broker Optimization: Comparative Analysis of Round Robin and Least Response Time," *Jurnal Nasional Teknik Elektro*, vol. 13, no. 3, 2024, doi: 10.25077/jnte.v13n3.1260.2024.
- [16] F. P. E. Putra, Ubaidi, Holipah, M. A. Mahmud, and R. Paradina, "Comparing the Performance of LoRaWAN and MQTT Protocols in IoT Sensor Networks," *Jurnal Informasi dan Teknologi*, vol. 6, no. 2, pp. 221–228, 2024, doi: 10.60083/jidt.v6i2.565.
- [17] Republik Indonesia, Undang-Undang Nomor 27 Tahun 2022 tentang Pelindungan Data Pribadi, Lembaran Negara Republik Indonesia Tahun 2022 Nomor 196, Jakarta, 2022.
- [18] G. Thiagarajan, S. Hosur, and S. Gurugopinath, "A Multi-Stage Constant False-Alarm Rate Detector for Millimeter Wave Radars," in *Proc. IEEE International Conference on Signal Processing and Communications (SPCOM)*, 2022, pp. 1–5.
- [19] M. Skog, O. Kotlyar, V. Kubelka, and M. Magnusson, "Human detection from 4D radar data in low-visibility field conditions," *arXiv preprint arXiv:2404.05307*, 2024.
- [20] W. Li et al., "WiFi-CSI Difference Paradigm: Achieving Efficient Doppler Speed Estimation for Passive Tracking," *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, vol. 8, no. 2, pp. 1–29, 2024.
- [21] R. Li, T. Deng, S. Feng, M. Sun, and J. Jia, "ConSense: Continually Sensing Human Activity with WiFi via Growing and Picking," in *Proc. AAAI Conference on Artificial Intelligence*, vol. 39, no. 13, 2025, pp. 14292–14300.
- [22] Y. Zhang, G. Wang, H. Liu, W. Gong, and F. Gao, "WiFi-Based Indoor Human Activity Sensing: A Selective Sensing Strategy and a Multi-Level Feature Fusion Approach," *IEEE Internet of Things Journal*, 2024.