

Sistem Pengestimasi Denyut Jantung Real-Time berbasis Kamera untuk Multisubjek pada Platform Kit AI Raspberry Pi

Chiquita Ahsanunnisa
Sekolah Teknik Elektro dan
Informatika
Institut Teknologi Bandung
Bandung, Indonesia
13521129@std.stei.itb.ac.id

Rinaldi Munir
Sekolah Teknik Elektro dan
Informatika
Institut Teknologi Bandung
Bandung, Indonesia
rinaldi@staff.stei.itb.ac.id

Nur Ahmadi
Sekolah Teknik Elektro dan
Informatika
Institut Teknologi Bandung
Bandung, Indonesia
nurahmadi@staff.stei.itb.ac.id

Abstrak—Remote photoplethysmography (rPPG) memungkinkan pengukuran denyut jantung secara nirkontak dan berpotensi diterapkan pada skenario multisubjek. Penelitian ini mengusulkan sistem estimasi denyut jantung real-time berbasis kamera untuk multisubjek pada Kit AI Raspberry Pi. Sistem dibangun dari komponen deteksi wajah (SCRFD-2.5G), pelacakan wajah (Centroid Tracker), ekstraksi ROI seluruh wajah, ekstraksi sinyal rPPG menggunakan DeepPhys yang dimodifikasi melalui kuantisasi, serta estimasi denyut jantung dengan FFT. Optimasi dilakukan melalui window chunking, batch inference, dan statistik inkremental. Pengujian menunjukkan model modifikasi mencapai MAE 1,28 bpm dengan latensi 29,09 ms pada dataset UBFC-rPPG, sedangkan sistem end-to-end berjalan real-time pada 29,972 FPS tanpa frame terlewat namun akurasinya rendah (MAE 29,498 bpm) akibat kualitas dataset terbatas. Hasil ini membuktikan sistem dapat berfungsi baik pada perangkat dengan sumber daya terbatas jika kondisi data optimal.

Kata kunci—denyut jantung, berbasis kamera, remote photoplethysmography (rPPG), multisubjek, real-time, Kit AI Raspberry Pi

I. PENDAHULUAN

Denyut jantung merupakan salah satu parameter fisiologis vital yang umum diukur menggunakan electrocardiography (ECG) atau photoplethysmography (PPG). Kedua metode ini bersifat kontak, sehingga berpotensi menimbulkan ketidaknyamanan pada kulit sensitif serta meningkatkan risiko penularan penyakit. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, dikembangkan metode nirkontak yaitu remote photoplethysmography (rPPG), yang bekerja dengan mendeteksi perubahan warna halus pada kulit wajah akibat fluktuasi volume darah.

Dalam banyak situasi, diperlukan pengukuran denyut jantung secara serentak pada banyak orang (multisubjek) [1]. Contohnya adalah pemantauan bayi baru lahir dalam kondisi kritis [2] serta triase cepat di lokasi ramai pascabencana [1]. Selain itu, kemampuan pemrosesan secara real-time juga menjadi syarat penting agar sistem dapat digunakan pada

aplikasi nyata, karena pendekatan berbasis offline tidak selalu memadai.

Agar dapat diterapkan secara praktis, rPPG perlu diimplementasikan pada perangkat keras spesifik. Pemilihan perangkat keras ini dilakukan dengan mempertimbangkan kapasitas komputasi, efisiensi energi, dan biaya [3]. Raspberry Pi merupakan solusi ekonomis dengan konsumsi daya rendah, namun memiliki keterbatasan daya komputasi [4]. Kehadiran Kit AI Raspberry Pi menawarkan peningkatan performa dengan dukungan komponen berbasis artificial neural network (ANN) tanpa mengorbankan efisiensi energi. Tantangan utamanya adalah menjaga kinerja algoritma tetap optimal pada perangkat dengan sumber daya terbatas.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini mengusulkan sistem pengestimasi denyut jantung real-time berbasis kamera untuk skenario multisubjek pada platform Kit AI Raspberry Pi.

II. RISET TERKAIT

Penelitian awal [1] mengusulkan rPPG multisubjek menggunakan blind source separation dan canonical correlation analysis (CCA). Namun, pendekatan ini masih terbatas pada metode konvensional, bersifat offline, dan belum mempertimbangkan lingkungan inferensi.

Studi selanjutnya [5] memanfaatkan deep learning pada komponen deteksi wajah (MTCNN), tetapi tahap ekstraksi sinyal tetap berbasis konvensional dengan independent component analysis (ICA). Pendekatan ini mendukung skenario multisubjek, namun masih offline dan tidak mempertimbangkan deployment pada perangkat terbatas.

Metode lebih mutakhir [6] yaitu EfficientPhys dirancang untuk inferensi cepat dan efisien. Model ini mendukung pemrosesan real-time dan relevan untuk lingkungan inferensi praktis, tetapi hanya berlaku untuk satu subjek.

Berdasarkan studi sebelumnya, belum ada pendekatan yang secara bersamaan mendukung multisubjek, real-time, dan deployment pada perangkat komputasi terbatas. Penelitian ini

mengusulkan sistem rPPG real-time multisubjek dengan metode mutakhir yang diimplementasikan pada Kit AI Raspberry Pi.

III. STUDI LITERATUR

A. Deteksi Wajah

Deteksi wajah merupakan salah satu tugas utama dalam visi komputer yang bertujuan melokalisasi wajah manusia dari citra masukan [7]. Deteksi ini menjadi tahap awal bagi berbagai aplikasi, seperti verifikasi, pemodelan, maupun analisis ekspresi wajah [8].

Metode deteksi wajah modern berbasis deep learning terbukti lebih akurat dan efisien dibandingkan metode klasik [9]. Contohnya adalah RetinaFace [10], YOLO-Face, dan SCRFD [11]. RetinaFace hadir dalam varian backbone seperti ResNet dan MobileNet, sedangkan YOLO-Face memiliki banyak adaptasi karena dukungan komunitas yang luas, termasuk implementasi dari Degirum AI Hub [12]. SCRFD dirancang untuk perangkat terbatas dengan empat varian berdasarkan kompleksitas komputasi: 0.5G, 2.5G, 10G, dan 34G.

B. Pelacakan Wajah

Pelacakan wajah adalah proses menemukan dan melacak pergerakan beberapa wajah dalam jangka waktu tertentu [7]. Pelacakan wajah dapat dilihat sebagai subtask pelacakan multiobjek (*multiple object tracking* atau MOT) yang berfokus pada wajah manusia [13].

Salah satu algoritma object tracking yang cukup sederhana adalah Centroid Tracker [14]. Centroid Tracker merupakan salah satu metode pelacakan objek yang mengandalkan perhitungan jarak Euclidean antara titik pusat (centroid) objek yang telah ada dengan centroid objek yang baru terdeteksi pada frame-frame berurutan dalam video.

C. Remote Photoplethysmography (rPPG)

Remote photoplethysmography (rPPG) mengukur denyut jantung secara nirkontak berdasarkan perubahan intensitas cahaya yang ditangkap kamera [15]. Proses ini menghasilkan sinyal fisiologis (sinyal rPPG) yang dapat diturunkan menjadi denyut jantung melalui analisis frekuensi.

Pendekatan rPPG terbagi menjadi metode konvensional dan berbasis deep learning. Metode konvensional lebih ringan secara komputasi dan sederhana dalam implementasi, namun kurang robust karena banyak mengabaikan informasi spasial. Contoh metode konvensional adalah GREEN [16], ICA [17], CHROM [18], PBV [19], POS [20], LGI [21], dan OMIT [22]. Sementara itu, pendekatan deep learning lebih mutakhir dan mampu memanfaatkan informasi spasial maupun temporal. Beberapa metode yang mewakili kategori ini antara lain DeepPhys [23], PhysNet [24], TS-CAN [25], EfficientPhys [6], PhysFormer [26], FactorizePhys [27], iBVPNet [28], PhysMamba [29], dan RhythmFormer [30].

D. Transformasi Fourier

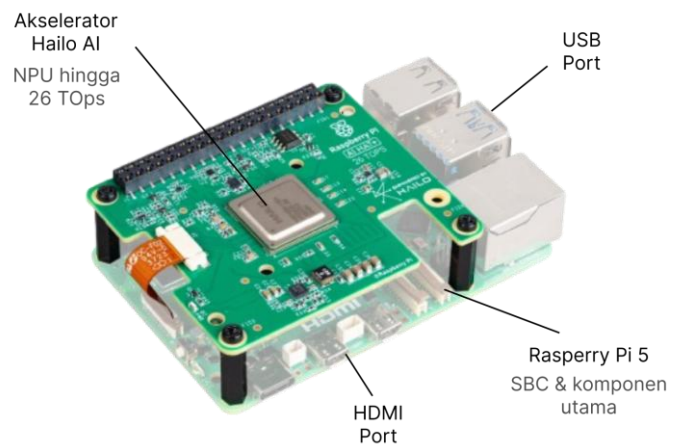
Transformasi Fourier (Fourier Transform) adalah salah satu alat matematis yang digunakan untuk memetakan sinyal dari domain waktu ke domain frekuensi. Dengan alat ini, informasi mengenai kandungan frekuensi pada sinyal dapat dianalisis secara kuantitatif. Contoh aplikasinya adalah untuk mengukur denyut jantung dari sinyal fisiologis manusia dengan analisis frekuensi [31].

Pada data digital, analisis frekuensi dilakukan dengan menggunakan Discrete Fourier Transform (DFT). Fast Fourier Transform (FFT) adalah algoritma yang efisien untuk menghitung DFT dengan cepat [31].

E. Kuantisasi

Kuantisasi adalah teknik optimasi untuk mengurangi biaya komputasi dengan mengonversi bobot dan aktivasi artificial neural network (ANN) dari representasi presisi tinggi ke representasi presisi rendah. Terdapat dua jenis utama, yaitu Quantization-Aware Training (QAT) dan Post-Training Quantization (PTQ). QAT cocok ketika akurasi maksimal diperlukan dan tersedia sumber daya untuk pelatihan, sedangkan PTQ lebih sesuai jika sumber daya pelatihan terbatas [32].

Dalam PTQ, beberapa optimasi dapat diterapkan untuk menjaga akurasi. Equalization digunakan untuk menyeimbangkan skala antar kanal yang memiliki rentang nilai berbeda, sedangkan bias correction memperbaiki pergeseran prediksi akibat proses kuantisasi [33].



Gbr. 1. Tampilan Kit AI Raspberry Pi

IV. METODOLOGI

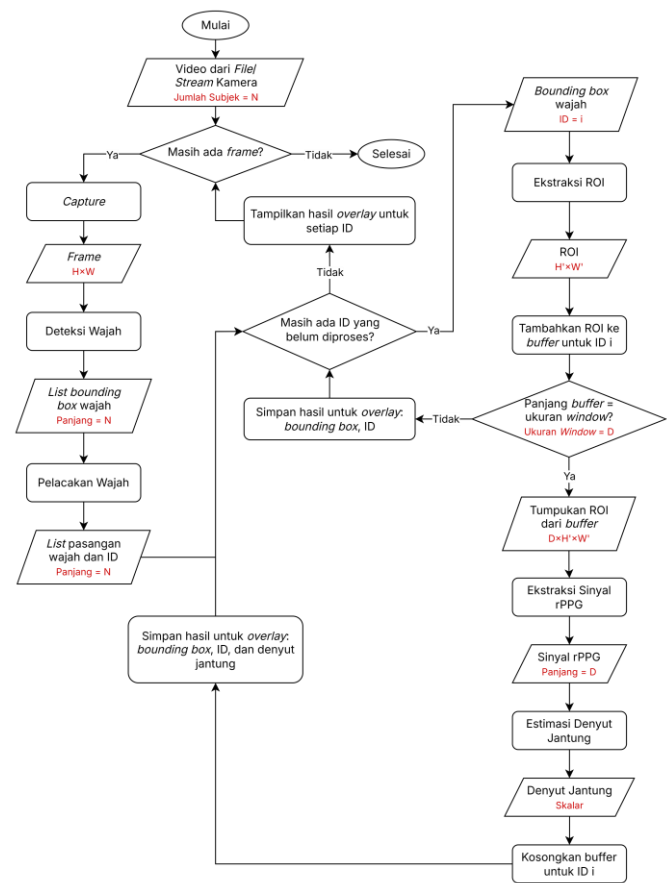
A. Perangkat Keras

Sistem diimplementasikan pada Kit AI Raspberry Pi, yang terdiri dari Raspberry Pi 5 sebagai host utama dan akselerator Hailo AI sebagai NPU untuk eksekusi model artificial neural network (ANN). Ilustrasi Kit AI Raspberry Pi dapat dilihat pada Gbr. 1. Perangkat ini dihubungkan dengan kamera RGB Logitech C920 HD Pro Webcam. Kamera ini dipilih karena

mendukung input video 30 FPS (real-time), mudah digunakan, serta banyak diaplikasikan pada penelitian rPPG sebelumnya.

B. Perangkat Lunak

Pipeline sistem terdiri atas lima komponen utama: deteksi wajah, pelacakan wajah, ekstraksi region of interest (ROI), ekstraksi sinyal rPPG, dan estimasi denyut jantung. Seluruh komponen berjalan dalam skema *windowing* sebagaimana ditunjukkan diagram alur pada Gbr. 2.



Gbr. 2. Diagram Alur Pipeline Sistem

Untuk setiap komponen, dilakukan pemilihan metode berdasarkan benchmark terhadap akurasi, latensi, dan kelayakan implementasi pada Kit AI Raspberry Pi.

TABEL I. HASIL BENCHMARK METODE DETEKSI WAJAH

Model	Average Precision (%)			Rerata Latensi (ms)
	Easy	Medium	Hard	
YOLOv8n-ReLU6-Face	87,30	78,86	44,66	12,37
SCRFD-0.5G	89,06	85,72	63,66	20,44
SCRFD-2.5G	93,18	90,87	74,08	18,91
SCRFD-10G	95,09	93,38	80,89	26,57
RetinaFace-MobileNet	87,27	82,63	61,30	69,63

1) Deteksi Wajah

Pengujian dilakukan pada dataset WIDER FACE [34] validation set menggunakan model-model kuantisasi dari Degirum AI Hub. Hasil pengujian performa ini dapat dilihat pada Tabel I. Dari hasil benchmark, dipilih model SCRFD-2.5G karena memiliki latensi di bawah 20 ms dan akurasi terbaik di antara kandidat. Pelacakan Wajah

Sistem didesain untuk kondisi pergerakan yang stabil, sehingga metode sederhana sudah memadai. Digunakan Centroid Tracker yang melacak wajah berdasarkan perubahan jarak titik pusat (centroid) antar frame.

2) Ekstraksi Sinyal rPPG

Benchmark ekstraksi sinyal dilakukan pada dataset UBFC-rPPG [35] dengan hasil yang tertera pada Tabel II. Metode berbasis deep learning menunjukkan akurasi jauh lebih baik dibanding pendekatan konvensional. Dari hasil verifikasi kompatibilitas, hanya DeepPhys yang sepenuhnya didukung oleh akselerator Hailo. Walaupun DeepPhys memiliki MAE relatif tinggi dibanding metode lain, ia tetap dipilih karena kompatibilitas penuh dan potensi optimasi.

TABEL II. HASIL BENCHMARK METODE EKSTRAKSI SINYAL RPPG

Tipe	Metode	MAE (bpm)
Konvensional	ICA	15,203
	POS	3,735
	CHROM	3,934
	GREEN	19,775
	LGI	15,663
	PBV	15,140
	OMIT	15,663
Deep Learning	DeepPhys	1,109
	EfficientPhys	1,381
	FactorizePhys	1,130
	iBVPNet	2,992
	PhysFormer	1,465
	PhysMamba	1,528
	PhysNet	2,658
	RhythmFormer	0,837
	TS-CAN	1,172

Modifikasi DeepPhys dilakukan menggunakan Hailo Dataflow Compiler (DFC) dengan proses kuantisasi dan optimasi. Teknik equalization dan iterative bias correction dicoba pada berbagai konfigurasi persentase bit. Dataset kalibrasi diambil dengan random sampling (128 sampel) dari PURE [36] training set (0–80%), sedangkan dataset validasi menggunakan PURE validation set (80–100%). Hasil percobaan ini dapat dilihat pada Tabel III. Hasil terbaik diperoleh pada konfigurasi 20% uint4 dan 80% uint8 dengan optimasi equalization.

TABEL III. HASIL PERCOBAAN MODIFIKASI MODEL DEEPHYS

Model	Runtime	% Bit	Optimasi	Rerata Latensi (ms)	MAE (bpm)
Orisinal (rPPG-Toolbox)	CPU	100% FP32	-	163.493,80	3,01
Versi 1	Hailo-8	100% UINT8	-	33,55	3,28
Versi 2	Hailo-8	20% UINT4, 80% UINT8	Equalization	28,94	3,01
Versi 3	Hailo-8	20% UINT4, 80% UINT8	Equalization, Iterative Bias Correction	28,79	3,96

3) Ekstraksi ROI

Karena DeepPhys digunakan pada tahap ekstraksi sinyal, input ROI disesuaikan dengan aturan model tersebut. ROI diambil dari bounding box wajah dengan skala $1,0\times$, kemudian diubah ukurannya sesuai spesifikasi input DeepPhys.

4) Estimasi Denyut Jantung

Estimasi denyut jantung dilakukan dengan menghitung frekuensi dominan pada sinyal rPPG menggunakan Fast Fourier Transform (FFT).

C. Optimasi Sistem

Untuk meningkatkan performa real-time, diterapkan tiga strategi optimasi:

1) *Window Chunking*: Estimasi denyut jantung dilakukan dengan menghitung frekuensi dominan pada sinyal rPPG menggunakan Fast Fourier Transform (FFT).

2) *Inferensi Batch*: memanfaatkan paralelisme NPU Hailo untuk memproses banyak input sekaligus.

3) *Statistik Inkremental*: menyebarkan perhitungan statistik selama proses ekstraksi sinyal agar beban komputasi tidak menumpuk di akhir window.

TABEL IV. HASIL PENGUJIAN SKENARIO 1

Model	Runtime	% Bit	Optimasi	Rerata Latensi (ms)	MAE (bpm)
Orisinal (rPPG-Toolbox)	CPU	100% FP32	-	1.093.691,02	1,109
Final	Hailo-8	20% UINT4, 80% UINT8	Equalization	29,09	1,28

V. PENGUJIAN

A. Skenario 1: Evaluasi Model yang Dimodifikasi

Skenario pertama bertujuan menguji model DeepPhys yang telah dimodifikasi. Pengujian dilakukan pada satu subjek secara offline, dengan seluruh data dipreproses terlebih dahulu, disimpan dalam cache, lalu diberikan ke model. Dataset yang digunakan adalah UBFC-rPPG [35] (0–100%). Hasilnya dapat dilihat pada Tabel IV.

Hasil menunjukkan bahwa rerata latensi turun signifikan akibat penggunaan akselerator Hailo dan kuantisasi. Namun, MAE meningkat karena penurunan presisi yang timbul dari proses kuantisasi.

B. Skenario 2: Evaluasi Sistem End-to-End

Skenario kedua menguji sistem secara keseluruhan dengan skenario multisubjek dalam kondisi online (real-time) menggunakan aplikasi yang telah diimplementasikan. Dataset yang digunakan adalah dataset multisubjek yang dikembangkan sendiri.

TABEL V. HASIL PENGUJIAN SKENARIO 2

Metrik	Nilai
MAE (bpm)	29,498
FPS	29,972
% Frame Terlewat	0

Tabel V menampilkan hasil pengujian Skenario 2. Sistem menunjukkan performa real-time yang sangat baik, dengan FPS mendekati masukan kamera dan tanpa frame yang terlewat. Namun, akurasi menurun drastis dengan MAE sebesar 29,498 bpm, jauh lebih besar dibandingkan MAE model pada Skenario 1 (1,28 bpm).

C. Reverifikasi Skenario 2 dengan Dataset Sintetik

Untuk memastikan penyebab perbedaan performa, dilakukan reverifikasi Skenario 2 menggunakan dataset multisubjek sintetik. Dataset ini dibuat dengan menyusun kolase visual dari dataset UBFC-rPPG. Meskipun demikian, kolase visual tentunya berbeda dengan data multisubjek yang dikumpulkan langsung melalui kamera.

TABEL VI. HASIL REVERIFIKASI SKENARIO 2

Metrik	Nilai
MAE (bpm)	2,609
FPS	29,947
% Frame Terlewat	0

Hasil reverifikasi dapat dilihat pada Tabel VI. Hasil menunjukkan performa real-time yang konsisten dengan MAE yang mendekati hasil Skenario 1 (1,28 bpm). Perbedaan kecil disebabkan oleh variasi prapemrosesan untuk optimasi real-time. Temuan ini mengindikasikan bahwa perbedaan performa utama pada Skenario 2 berasal dari kualitas dataset yang dikembangkan sendiri, bukan dari sistem.

D. Analisis Perbedaan Dataset

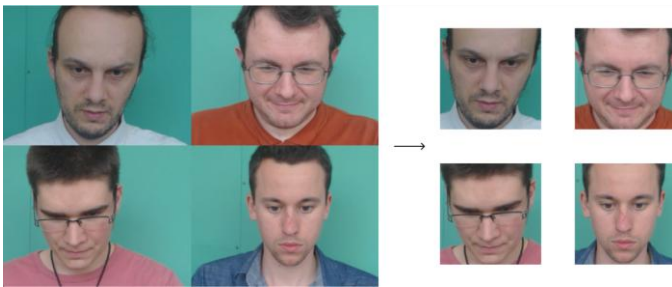
Perbedaan performa sistem antara skenario uji terutama dipengaruhi oleh kualitas dataset. Oleh karena itu, dilakukan analisis lebih lanjut terhadap perbedaan karakteristik antara dataset publik UBFC-rPPG dan dataset yang dikembangkan sendiri.

1) Efek Resolusi

Dataset UBFC-rPPG memiliki wajah dengan resolusi tinggi dan jelas. Di sisi lain, dataset yang dikembangkan sendiri memiliki wajah dengan resolusi rendah sehingga tampak terpixelated. Hal ini ditunjukkan dengan jelas pada Gbr. 3, Gbr. 4, dan Gbr. 5.



Gbr. 3. Sampel Dataset UBFC-rPPG serta Hasil Deteksi Wajahnya



Gbr. 4. Sampel Dataset Multisubjek Sintetik serta Hasil Deteksi Wajahnya



Gbr. 5. Sampel Dataset Multisubjek yang Dikembangkan Sendiri serta Hasil Deteksi Wajahnya

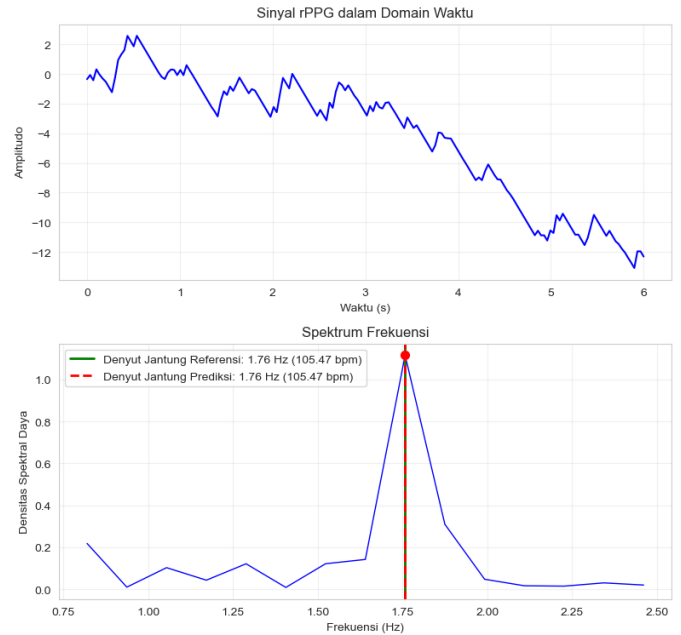
TABEL VII. HASIL VALIDASI PENGARUH RESOLUSI

Faktor Resolusi	Total MAE (bpm)
0,2	16,404
0,3	9,852
0,4	6,904
1,0	2,609

Dilakukan validasi untuk melihat bagaimana pengaruh resolusi. Validasi ini dilakukan pada dataset multisubjek sintetik yang resolusinya diperkecil berdasarkan sebuah angka

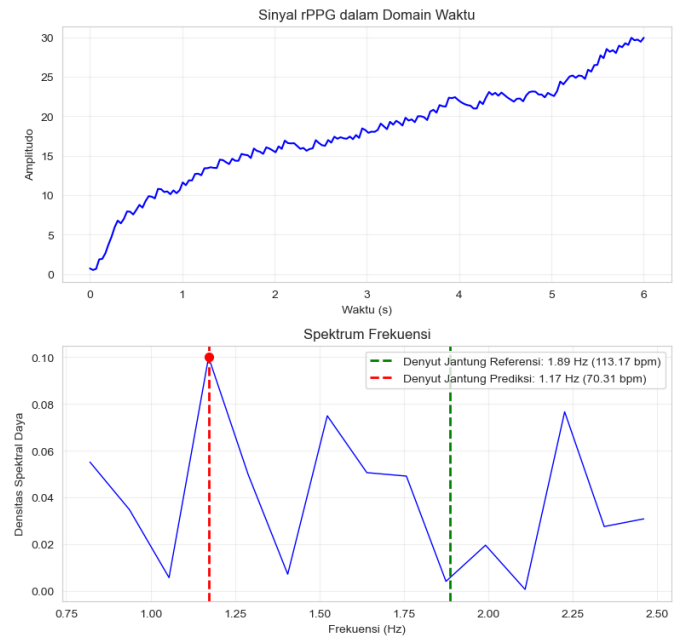
faktor. Tabel VII menunjukkan bahwa penurunan resolusi berbanding lurus dengan peningkatan error. Perbandingan rasio faktor resolusi 0,2–0,4 dipilih karena paling mendekati kondisi dataset sendiri.

Analisis Sinyal rPPG - Sampel Dataset UBFC-rPPG



Gbr. 6. Analisis Sinyal rPPG pada Sampel Dataset UBFC-rPPG

Analisis Sinyal rPPG - Sampel Dataset yang Dikembangkan Sendiri



Gbr. 7. Analisis Sinyal rPPG pada Sampel Dataset yang Dikembangkan sendiri

2) Analisis Sinyal

Analisis sinyal rPPG yang terekstrak menunjukkan bahwa pada dataset UBFC-rPPG, sinyal rPPG memiliki periodisitas

jelas dan spektrum frekuensi yang stabil dengan satu puncak dominan beramplitudo tinggi. Hal ini dapat dilihat pada Gbr. 6. Sebaliknya, pada dataset yang dikembangkan sendiri, sinyal kurang periodik dan spektrum frekuensi menyebar dengan amplitudo rendah. Hal ini dapat dilihat pada Gbr. 7. Kondisi ini menandakan tingginya derau sehingga menurunkan kualitas estimasi denyut jantung.

VI. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Sistem pengestimasi denyut jantung real-time berbasis kamera untuk multisubjek berhasil diimplementasikan pada Kit AI Raspberry Pi. Komponen utama yang digunakan adalah SCRFD-2.5G untuk deteksi wajah, Centroid Tracker untuk pelacakan, DeepPhys terkuantisasi untuk ekstraksi sinyal, ROI berupa seluruh wajah, serta FFT untuk estimasi denyut jantung. Dengan tambahan optimasi window chunking, batch inference, dan statistik inkremental, sistem mampu berjalan real-time pada 29,972 FPS tanpa frame terlewat.

Pengujian menunjukkan bahwa modifikasi DeepPhys menghasilkan latensi 29,09 ms dengan MAE 1,28 bpm pada dataset UBFC-rPPG. Namun, pada dataset multisubjek yang dikembangkan sendiri, meskipun sistem tetap real-time, akurasi menurun drastis dengan MAE 29,498 bpm. Reverifikasi dengan dataset sintetik menegaskan bahwa perbedaan akurasi terutama disebabkan oleh kualitas dataset.

B. Saran

Sistem dapat ditingkatkan melalui hal-hal sebagai berikut.

- Penambahan signal quality assessment (SQA) untuk meningkatkan robustnes terhadap gangguan sesaat.
- Eksplorasi metode kuantisasi lanjutan seperti Adaptive Rounding atau Quantization-Aware Fine Tuning.
- Pemanfaatan graph splitting untuk menjalankan model yang tidak sepenuhnya didukung Hailo.
- Implementasi sliding window atau overlapping window untuk memperkecil jeda antar estimasi.

REFERENCES

- [1] A. Al-Naji dan J. Chahl, "Simultaneous tracking of cardiorespiratory signals for multiple persons using a machine vision system with noise artifact removal," *IEEE J Transl Eng Health Med*, vol. 5, Sep 2017, doi: 10.1109/JTEHM.2017.2757485.
- [2] H. O. Amadi, "Neonatal Thermoneutrality in a Tropical Climate," dalam *Current Topics in Tropical Medicine*, InTech, 2012. doi: 10.5772/26063.
- [3] M. Merenda, C. Porcaro, dan D. Iero, "Edge machine learning for ai-enabled iot devices: A review," *Sensors (Switzerland)*, vol. 20, no. 9, Mei 2020, doi: 10.3390/s20092533.
- [4] P. Grzesik dan D. Mrozek, "Combining Machine Learning and Edge Computing: Opportunities, Challenges, Platforms, Frameworks, and Use Cases," 1 Februari 2024, Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). doi: 10.3390/electronics13030640.
- [5] T. Pursche, M. Walz, R. Clauß, R. Roth, B. Tibken, dan R. Möller, "Multi-person remote heart-rate measurement from human faces- a CNN based approach," dalam 2019 IEEE 9th International Conference on Consumer Electronics (ICCE-Berlin), IEEE, 2019.
- [6] X. Liu, B. L. Hill, Z. Jiang, S. Patel, dan D. McDuff, "EfficientPhys: Enabling Simple, Fast and Accurate Camera-Based Vitals Measurement," Des 2022, [Daring]. Tersedia pada: <http://arxiv.org/abs/2110.04447>.
- [7] I. Mpiperis, S. Malassiotis, dan M. G. Strintzis, "F Face and Facial Expression Recognition using Three Dimensional Data," 2008.
- [8] M. K. Hasan, M. S. Ahsan, Abdullah-Al-Mamun, S. H. S. Newaz, dan G. M. Lee, "Human face detection techniques: A comprehensive review and future research directions," *Electronics (Switzerland)*, vol. 10, no. 19, Okt 2021, doi: 10.3390/electronics10192354.
- [9] D. Chaves, E. Fidalgo, E. Alegre, R. Alaiz-Rodríguez, F. Jánhez-Martino, dan G. Azzopardi, "Assessment and estimation of face detection performance based on deep learning for forensic applications," *Sensors (Switzerland)*, vol. 20, no. 16, hlm. 1–21, Agu 2020, doi: 10.3390/s20164491.
- [10] J. Deng, J. Guo, Y. Zhou, J. Yu, I. Kotsia, dan S. Zafeiriou, "RetinaFace: Single-stage Dense Face Localisation in the Wild," Mei 2019, [Daring]. Tersedia pada: <http://arxiv.org/abs/1905.00641>.
- [11] J. Guo, J. Deng, A. Lattas, dan S. Zafeiriou, "Sample and Computation Redistribution for Efficient Face Detection," Mei 2021, [Daring]. Tersedia pada: <http://arxiv.org/abs/2105.04714>.
- [12] DeGirum Corporation, "DeGirum AI Hub," 2025, *DeGirum Corporation*.
- [13] J. Kim, C.-Y. Ju, G.-W. Kim, dan D.-H. Lee, "BoT-FaceSORT: Bag-of-Tricks for Robust Multi-Face Tracking in Unconstrained Videos," 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://link.springer.com/conference/accv>
- [14] A. Bakliwal *dkk.*, "CROWD COUNTER: AN APPLICATION OF CENTROID TRACKING ALGORITHM," 2020. [Daring]. Tersedia pada: www.irjmet.com
- [15] C. H. Cheng, K. L. Wong, J. W. Chin, T. T. Chan, dan R. H. Y. So, "Deep learning methods for remote heart rate measurement: A review and future research agenda," 1 September 2021, *MDPI*. doi: 10.3390/s21186296.
- [16] W. Verkruysse, L. O. Svaasand, J. Stuart Nelson, F. P. Wieringa, F. Mastik, dan A. F. W. van der Steen, "Remote photoplethysmographic imaging using ambient light," *Institute of Electrical and Electronics Engineers*, 2008. doi: 10.1364/OA_License_v1#VOR.
- [17] M. Z. Poh, D. J. McDuff, dan R. W. Picard, "Advancements in noncontact, multiparameter physiological measurements using a webcam," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 58, no. 1, hlm. 7–11, Jan 2011, doi: 10.1109/TBME.2010.2086456.
- [18] G. De Haan dan V. Jeanne, "Robust pulse rate from chrominance-based rPPG," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 60, no. 10, hlm. 2878–2886, 2013, doi: 10.1109/TBME.2013.2266196.
- [19] G. De Haan dan A. Van Leest, "Improved motion robustness of remote-PPG by using the blood volume pulse signature," *Physiol Meas*, vol. 35, no. 9, hlm. 1913–1926, Sep 2014, doi: 10.1088/0967-3334/35/9/1913.
- [20] W. Wang, A. C. Den Brinker, S. Stuijk, dan G. De Haan, "Algorithmic Principles of Remote PPG," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 64, no. 7, hlm. 1479–1491, Jul 2017, doi: 10.1109/TBME.2016.2609282.
- [21] C. S. Pilz, S. T. Zaunseder Dresden, G. Jarek Krajewski, dan V. Blazek, "Local Group Invariance for Heart Rate Estimation from Face Videos in the Wild," 2018.
- [22] C. A. Casado dan M. B. Lopez, "Face2PPG: An Unsupervised Pipeline for Blood Volume Pulse Extraction From Faces," *IEEE J Biomed Health Inform*, vol. 27, no. 11, hlm. 5530–5541, Nov 2023, doi: 10.1109/JBHI.2023.3307942.
- [23] W. Chen, "DeepPhys: Video-Based Physiological Measurement Using Convolutional Attention Networks," 2018.
- [24] Z. Yu, X. Li, dan G. Zhao, "Remote Photoplethysmograph Signal Measurement from Facial Videos Using Spatio-Temporal Networks," Jul 2019, [Daring]. Tersedia pada: <http://arxiv.org/abs/1905.02419>
- [25] X. Liu, J. Fromm, S. Patel, D. McDuff, dan P. G. Allen, "Multi-Task Temporal Shift Attention Networks for On-Device Contactless Vitals Measurement," 2020. [Daring]. Tersedia pada: <https://github.com/xin71/MTTS-CAN>

- [26] Z. Yu, Y. Shen, J. Shi, H. Zhao, P. Torr, dan G. Zhao, "PhysFormer: Facial Video-based Physiological Measurement with Temporal Difference Transformer," 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://github.com/ZitongYu/PhysFormer>.
- [27] J. Joshi, S. S. Agaian, dan Y. Cho, "FactorizePhys: Matrix Factorization for Multidimensional Attention in Remote Physiological Sensing," 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://github.com/PhysiologicAILab/FactorizePhys>.
- [28] J. Joshi dan Y. Cho, "iBVP Dataset: RGB-Thermal rPPG Dataset with High Resolution Signal Quality Labels," *Electronics (Switzerland)*, vol. 13, no. 7, Apr 2024, doi: 10.3390/electronics13071334.
- [29] C. Luo, Y. Xie, dan Z. Yu, "PhysMamba: Efficient Remote Physiological Measurement with SlowFast Temporal Difference Mamba," Sep 2024, [Daring]. Tersedia pada: <http://arxiv.org/abs/2409.12031>
- [30] B. Zou, Z. Guo, J. Chen, J. Zhuo, W. Huang, dan H. Ma, "RhythmFormer: Extracting patterned rPPG signals based on periodic sparse attention," *Pattern Recognit*, vol. 164, Agu 2025, doi: 10.1016/j.patcog.2025.111511.
- [31] J. F. James, "A Student's Guide to Fourier Transforms: With Applications in Physics and Engineering," 2011.
- [32] M. Nagel, M. Fournarakis, R. A. Amjad, Y. Bondarenko, M. van Baalen, dan T. Blankevoort, "A White Paper on Neural Network Quantization," Jun 2021, [Daring]. Tersedia pada: <http://arxiv.org/abs/2106.08295>
- [33] Z. Zhang, Y. Gao, J. Fan, Z. Zhao, Y. Yang, dan S. Yan, "SelectQ: Calibration Data Selection for Post-Training Quantization," 8 November 2022. doi: 10.36227/techrxiv.21456291.v1.
- [34] S. Yang, P. Luo, C. C. Loy, dan X. Tang, "WIDER FACE: A Face Detection Benchmark," Nov 2015, [Daring]. Tersedia pada: <http://arxiv.org/abs/1511.06523>
- [35] S. Bobbia, R. Macwan, Y. Benezeth, A. Mansouri, dan J. Dubois, "Unsupervised skin tissue segmentation for remote photoplethysmography," *Pattern Recognit Lett*, vol. 124, hlm. 82–90, Jun 2019, doi: 10.1016/j.patrec.2017.10.017.
- [36] R. Stricker, S. Muller, dan H. M. Gross, "Non-contact video-based pulse rate measurement on a mobile service robot," dalam *IEEE RO-MAN 2014 - 23rd IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication: Human-Robot Co-Existence: Adaptive Interfaces and Systems for Daily Life, Therapy, Assistance and Socially Engaging Interactions*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Okt 2014, hlm. 1056–1062. doi: 10.1109/ROMAN.2014.6926392.