

IMPLEMENTASI SENSOR POLAR H10 DAN RASPBERRY PI DALAM PEMANTAUAN DAN KLASIFIKASI DETAK JANTUNG BEBERAPA INDIVIDU SECARA SIMULTAN DENGAN PENDEKATAN MACHINE LEARNING

Eko Sakti Pramukantoro¹, Kasyful Amron², Viera Wardhani³, Putri Annisa Kamila⁴

¹²³⁴Universitas Brawijaya

Email: ¹ekosakti@ub.ac.id, ²kasyful@ub.ac.id, ³viera_w.fk@ub.ac.id, ⁴putriannisa@ub.ac.id

(Naskah masuk: 30 Agustus 2023, diterima untuk diterbitkan: 8 Januari 2024)

Abstrak

Pengawasan detak jantung umumnya dilakukan secara individual, dalam waktu terbatas, dan memerlukan perangkat medis yang spesifik. Dengan memanfaatkan sensor Polar H10 dan Raspberry Pi penelitian ini mengusulkan sebuah sistem yang mampu memonitor detak jantung beberapa orang sekaligus dalam waktu yang sama. Dalam penelitian ini, kami merekam data detak jantung yang berupa RR Interval dari beberapa subjek secara *real-time* menggunakan sensor Polar H10. Data tersebut kemudian diprediksi menggunakan model *machine learning* berbasis *random forest* yang berjalan pada Raspberry Pi untuk prediksi 5 jenis detak jantung. Selanjutnya kami melakukan pengujian dari segi komputasi, durasi pemantauan, dan jangkauan komunikasi antara sensor Polar H10 dan Raspberry Pi. Hal ini kami lakukan untuk mengetahui kemampuan sistem dalam melakukan pemantauan subjek secara bersamaan dan jangkauan komunikasi. Sehingga subjek yang sedang pantau tidak terpaku dalam satu tempat atau tidak perlu selalu dekat dengan sistem. Hasil dari pengujian yang kami lakukan, dengan satu Raspberry Pi dapat melakukan pemantauan ke 7 pasien sekaligus, dengan rata-rata kecepatan prediksi 0,023 detik terus menerus selama 30 menit. Sedangkan jangkauan komunikasi mencapai 25-meter pada lingkungan tanpa penghalang dan 10-meter pada lingkungan yang terhalang. Dapat disimpulkan sistem yang diusulkan mampu memberikan fleksibilitas pemantauan detak jantung, serta memungkinkan pemeriksaan beberapa individu sekaligus dengan durasi yang lama.

Kata kunci: *RR interval, random forest, detak jantung*

IMPLEMENTATION OF POLAR H10 SENSOR AND RASPBERRY PI IN MONITORING AND CLASSIFYING THE HEART RATE OF SEVERAL INDIVIDUALS SIMULTANEOUSLY WITH A MACHINE LEARNING APPROACH

Abstract

The monitoring of heart rate is typically conducted individually, within limited time frames, and requires specific medical devices. Utilizing the Polar H10 sensor and Raspberry Pi, this research proposes a system capable of simultaneously monitoring the heart rates of multiple individuals. In this study, we recorded real-time heart rate data in the form of RR intervals from various subjects using the Polar H10 sensor. This data was then analyzed using a random forest-based machine learning model running on the Raspberry Pi to predict five types of heartbeats. Subsequently, we conducted tests regarding computational efficiency, monitoring duration, and communication range between the Polar H10 sensor and Raspberry Pi. This was done to assess the system's capability to monitor subjects concurrently and its communication range. As a result of our tests, we found that a single Raspberry Pi could monitor up to 7 patients simultaneously, with an average prediction speed of 0.023 seconds continuously for 30 minutes. The communication range reached 25 meters in an unobstructed environment and 10 meters in obstructed surroundings. In conclusion, the proposed system demonstrates the flexibility of heart rate monitoring and enables the examination of multiple individuals simultaneously over an extended duration.

Keywords: *RR interval, random forest, heartbeats*

1. PENDAHULUAN

Detak jantung merupakan indikator penting dari kesehatan kardiovaskular seseorang. Irregularitas dalam detak jantung bisa menjadi tanda adanya

berbagai kondisi medis, mulai dari stres dan kelelahan hingga penyakit jantung koroner dan aritmia. Oleh karena itu, pemantauan detak jantung

dapat membantu dalam deteksi dini kondisi-kondisi tersebut (Charlton et al., 1997).

Namun, pemantauan detak jantung pada umumnya dilakukan secara individual menggunakan perangkat medis yang spesifik dan durasi yang singkat sekitar 10 detik. Hal ini memungkinkan kelainan ritme jantung tidak terdeteksi di luar waktu pemeriksaan. Selain itu, analisis data detak jantung biasanya memerlukan keahlian khusus dan sering kali dilakukan secara manual oleh ahli medis. Hal ini tidak hanya memerlukan waktu dan sumber daya yang banyak, tetapi juga dapat membatasi jumlah individu yang dapat dipantau secara bersamaan (De Melo Ribeiro et al., 2022; Farag, 2023; Seitanidis et al., 2022). Sistem pemeriksaan detak jantung multi-subjek memiliki sejumlah manfaat dibandingkan dengan pemeriksaan individual. Pertama, efisiensi waktu dan sumber daya dapat ditingkatkan dengan melakukan pemeriksaan detak jantung secara bersamaan pada beberapa subjek. Hal ini memungkinkan tenaga medis untuk mengelola lebih banyak data dalam periode waktu yang lebih singkat, meningkatkan produktivitas, dan mengurangi antrean pasien.

Walaupun sudah ada beberapa perangkat yang memungkinkan pemantauan detak jantung secara *real-time*, kebanyakan perangkat tersebut belum mampu melakukan klasifikasi detak jantung secara otomatis. Klasifikasi detak jantung, seperti menentukan apakah detak jantung seseorang normal atau tidak, atau membedakan antara berbagai jenis aritmia, merupakan langkah penting dalam mendiagnosis dan merawat berbagai kondisi kardiovaskular (Hong et al., 2020).

Dalam beberapa tahun terakhir, teknologi *machine learning* telah berkembang pesat dan digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk di bidang kesehatan. *Machine learning* dapat membantu menganalisis data detak jantung dengan lebih cepat dan akurat dibandingkan dengan analisis manual, dan dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi detak jantung secara otomatis (Luz et al., 2016). Pada penelitian sebelumnya kami mengembangkan beberapa model klasifikasi detak jantung untuk prediksi 5 detak jantung, yaitu *Normal*, *Supraventricular*, *Ventricular*, *Fusion*, dan *Unknown* (Pramukantoro & Gofuku, 2022). Model *machine learning* tersebut kami latih dari dataset MIT-BIH Arrhythmia (Moody & Mark, 2001).

Penelitian ini adalah lanjutan dari penelitian sebelumnya, dimana sebelumnya hanya melibatkan satu partisipan dalam satu waktu. Di penelitian ini kami mengembangkan sistem agar mampu melakukan pemantauan lebih dari satu partisipan dan menguji reliabilitas sistem dalam beberapa lingkungan.

Perangkat yang digunakan adalah sensor Polar H10 sebagai alat perekam detak jantung berbasis RR-Interval dan Raspberry Pi sebagai alat komputasi. Selanjutnya untuk prediksi data detak jantung kami

menggunakan salah satu model klasifikasi berbasis *random forest* dari penelitian sebelumnya. Kemudian untuk menjawab tantangan kemampuan sistem dalam hal komputasi untuk melakukan pemantauan detak jantung secara bersamaan serta jangkauan komunikasi, kami melibatkan beberapa partisipan dalam kondisi sehat untuk melihat kinerja dari sistem yang kami usulkan. Kami juga melakukan pengukuran kualitas komunikasi dengan BLE antara sensor Polar H10 dengan Raspberry Pi di berbagai lingkungan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Sejumlah penelitian terkait telah dilakukan sebelumnya dan menjadi dasar serta referensi dalam penelitian ini.

Farag mengusulkan sebuah sistem yang mampu menjawab permasalahan privasi pemantauan data ECG, di mana pada umumnya sistem tersebut menggunakan komputasi awan (Farag, 2023). Sistem tersebut berupa perangkat *mikrokontroler* digunakan untuk mengumpulkan dan mengklasifikasikan data ECG secara *real-time* dan memberi tahu pasien untuk melakukan tindakan pencegahan jika ditemukan indikasi kelainan detak jantung. Melo mengusulkan algoritma klasifikasi aritmia berdasarkan RNN yang beroperasi secara langsung pada data EKG, kemudian menguji ke platform tertanam, yaitu arsitektur *mikrokontroler* STM32 (De Melo Ribeiro et al., 2022). Seitanidis mengusulkan sebuah sistem yang ringan dan dioptimalkan dengan baik dalam hal penyimpanan dan kompleksitas komputasi sehingga membuatnya cocok untuk digunakan pada perangkat yang mampu beroperasi di unit gawat darurat rumah sakit yang memberikan privasi dan portabilitas. (Seitanidis et al., 2022). Falaschetti mengusulkan sebuah solusi ringan yang menggunakan jaringan saraf konvolusi dalam 1D ter kuantisasi yang ideal untuk pemantauan ritme jantung secara terus menerus secara *real-time* (Falaschetti et al., 2022).

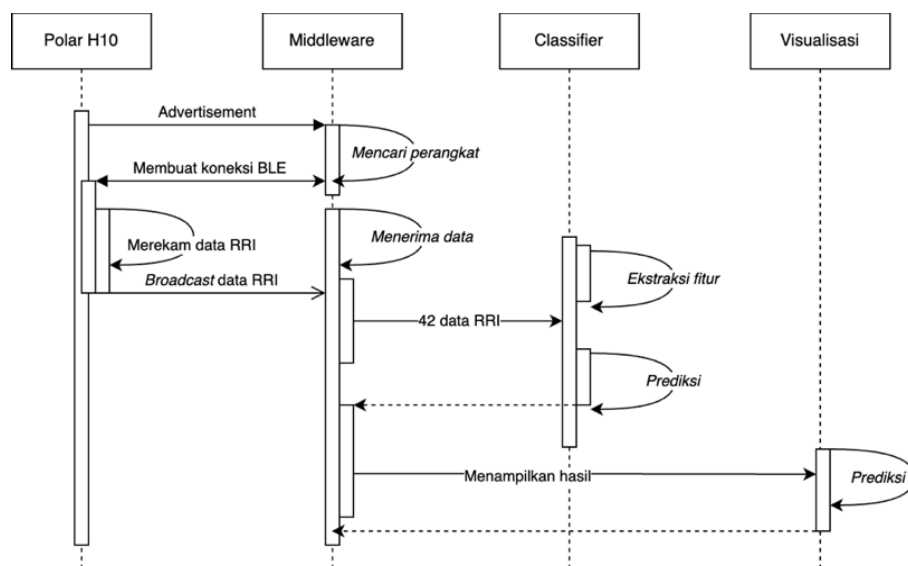
Beberapa penelitian terdahulu telah mengusulkan mekanisme *inferencing* model klasifikasi berbasis *machine learning* atau *deep learning*, akan tetapi sistem yang mereka usulkan hanya mampu memprediksi satu data ECG di setiap mesin. Sedangkan yang kami usulkan adalah sistem yang mampu melakukan pemantauan dan memprediksi data dari beberapa individu sekaligus. Untuk algoritma klasifikasi yang kami gunakan adalah *random forest*. Penggunaan Random Forest pada Raspberry Pi dapat memberikan hasil yang baik dalam klasifikasi dan prediksi dengan *overhead* komputasi yang relatif rendah. Algoritma ini juga bersifat paralelizabel, memungkinkan eksekusi yang efisien pada perangkat dengan multiple core seperti Raspberry Pi 4. Lebih lanjut, keandalan dan ketangguhan Random Forest dalam menangani data yang tidak terstruktur atau berukuran besar telah mendapat pengakuan di berbagai studi. Dalam

konteks Raspberry Pi, di mana keterbatasan memori dan daya pemrosesan dapat menjadi hambatan, pilihan *Random Forest* menjadi lebih beralasan karena kemampuannya untuk menghasilkan model yang kuat dengan *overhead* yang terkendali. Oleh karena itu *Random Forest* adalah pilihan yang rasional dan efektif untuk diimplementasikan pada Raspberry Pi, terutama ketika menangani tugas-tugas yang memerlukan klasifikasi atau prediksi dengan sumber daya yang terbatas.

3. RANCANGAN SISTEM YANG DIUSULKAN

Sistem yang kami usulkan dalam penelitian ini terdiri dari tiga komponen utama: sensor Polar H10, Raspberry Pi, dan algoritma *machine learning*.

Dapat dilihat pada Gambar 1, kami menggunakan sensor Polar H10 untuk merekam detak jantung subjek penelitian. Sensor ini ditempatkan pada tubuh subjek dan akan mengumpulkan data detak jantung berupa RR-Interval secara *real-time*. Sensor Polar H10 dipilih karena akurasi tinggi dan kemampuannya untuk digunakan dalam berbagai kondisi (Speer et al., 2020).



Gambar 1. Mekanisme *inferring machine learning*

4. IMPLEMENTASI

Implementasi sistem yang kami usulkan dilakukan dalam beberapa tahap. Berikut adalah tahapan-tahapannya:

4.1. Sensor Polar H10

Pada penelitian ini kami menggunakan Polar H10 sebagai sensor untuk merekam aktivitas detak jantung. Sensor Polar H10 menggunakan elektroda pada tali dada untuk mendeteksi aktivitas elektrik jantung. Setiap kali jantung berkontraksi, jantung

Untuk membangun komunikasi antara Raspberry Pi dan Polar H10 kami menggunakan *framework* BLEAK (Henrik Blidh, David Lechner, 2023). Komunikasi dimulai dengan proses *pairing* yang dilakukan oleh middleware yang berjalan pada Raspberry Pi. Pada penelitian ini kami menggunakan Raspberry Pi versi 4 model B. Setelah proses *pairing* selesai *middleware* akan meminta data RRI ke Polar H10, selanjutnya data itu akan dikirimkan setiap detik oleh Polar H10 melalui komunikasi BLE.

Setelah terkumpul 42 data RRI kemudian akan dilakukan proses ekstraksi fitur. Fitur yang telah diperoleh kemudian akan diklasifikasikan dalam lima kelas oleh model klasifikasi. Kelas tersebut adalah Normal (N), Supraventricular (S), Ventricular (V), Fusion (F), dan Unknown (Q) sesuai dengan standar AAMI (AAMI EC57, 1998).

Model klasifikasi yang kami gunakan adalah hasil dari penelitian kami sebelumnya, yaitu model klasifikasi berbasis *random forest* (Pramukantoro & Gofuku, 2022). Untuk saat ini hasil prediksi jenis detak jantung oleh model klasifikasi ditampilkan secara *real-time* dalam tampilan berbasis *command line interface* (CLI).

akan menghasilkan sinyal elektrik yang dapat dideteksi oleh elektroda. Setelah mendeteksi sinyal elektrik (yang biasanya disebut sebagai gelombang R dalam terminologi EKG), sensor kemudian mengukur waktu antara dua gelombang R berurutan. Ini dikenal sebagai interval RR. Setelah mendapatkan data RR-interval, Polar H10 kemudian mengirimkan data tersebut ke perangkat yang terhubung melalui Bluetooth. Dari data RR interval tersebut kemudian kami buat sebagai fitur klasifikasi untuk penentu jenis detak jantung. Terdapat 9 fitur yang dapat digunakan berdasarkan dari data RR interval seperti yang terlihat pada tabel 1. Setelah mendapatkan 9 fitur dari data RRI yang dikirimkan oleh Polar H10 kemudian kami

gunakan sebagai data untuk diprediksi oleh model klasifikasi berbasis *random forest*.

Tabel 1. Fitur RR-Interval

Fitur	Deskripsi
RR0	RRi saat ini
RR-1	RRi sebelumnya
RR+1	RRi selanjutnya
RR0/avgRR	RRi saat ini dibagi dengan rata-rata 42 RRi sebelumnya
tRR0	RR saat ini - rata
RR-1/avgRR	RRi sebelumnya / rata-rata RRi
RR-1/RR0	RRi sebelumnya / RRi saat ini
RR+1/avgRR	RRi selanjutnya / rata-rata RRi
RR+1/RR0	RRi selanjutnya / RRi saat ini

4.2. Middleware pada Raspberry Pi

Pada bagian *middleware*, Raspberry Pi akan menerima data dari sensor dan melakukan proses perhitungan fitur berdasarkan data RR interval. Kami membangun komunikasi *bluetooth low energy* antara Polar H10 dan Raspberry Pi menggunakan BLEAK *framework*. *Framework* ini kami pilih karena fitur *multi platform* dan mampu bekerja secara asinkron.

4.3. Klasifier untuk prediksi detak jantung

Model klasifikasi yang kami gunakan dalam penelitian ini adalah hasil dari penelitian kami sebelumnya (Pramukantoro & Gofuku, 2022). Model ini dibuat berdasarkan algoritma *random forest* (RF) dan data training menggunakan MIT-BIH *arrhythmia database* yang telah dilakukan *oversampling*. *Oversampling* dilakukan karena jenis atau kelas dari detak jantung tidak seimbang, yaitu didominasi kelas Normal. Sehingga, akurasi yang didapat adalah 99.67% dalam memprediksi jenis detak jantung berdasarkan Normal(N), *Supraventricular Ectopic Beat* (S), *Ventricular Ectopic Beat* (V), *Fusion* (F), dan *Unknown* (Q). Tabel 2 adalah *confusion matrix* pada penelitian sebelumnya, di mana model klasifikasi masih ada kesalahan dalam memprediksi jenis detak jantung, yaitu 32, 370, 44, dan 2 untuk kelas S, V, F, dan Q secara berturut-turut.

Tabel 2. *Confusion matrix* model berbasis RF.

		Hasil prediksi				
		N	S	V	F	Q
label	N	26,626	32	370	44	2
	S	0	26,9	0	0	0
	V	0	0	27,083	0	0
	F	0	0	0	27,049	0
	Q	0	0	0	0	27,081

4.4. Visualisasi detak jantung

Pada penelitian ini interpretasi hasil klasifikasi detak jantung ditampilkan dalam antarmuka CLI berdasarkan jenisnya yaitu N, S, V, F, dan Q. Hasil yang ditampilkan adalah hasil prediksi oleh model klasifikasi secara *real-time* dan terus menerus sampai waktu yang ditentukan, misalkan perekaman 10 menit maka data yang ditampilkan adalah prediksi detak jantung tiap detik selama 10 menit.

5. PENGUJIAN

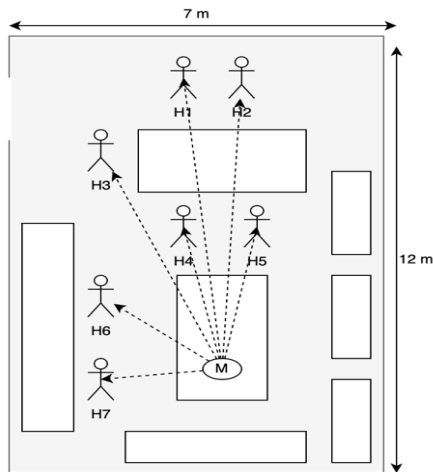
Pengujian sistem dilakukan untuk mengukur kinerja sistem yang diusulkan dalam melakukan pemantauan dan prediksi secara bersamaan dan terus menerus sesuai dengan waktu yang ditentukan. Setelah memastikan semua komponen bekerja dengan baik, kami melakukan pengujian kinerja. Kami menggunakan sekelompok subjek partisipan dalam kondisi sehat dan memantau detak jantung mereka secara simultan dengan sensor Polar H10.

Pengujian ini dilakukan untuk mengevaluasi beberapa aspek kinerja sistem, seperti:

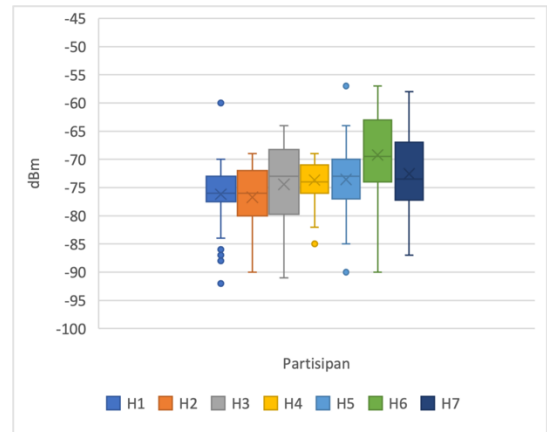
- Kecepatan: Kami mengukur waktu yang dibutuhkan sistem untuk memproses dan mengklasifikasi detak jantung.
- Kapabilitas: Kami menguji sistem dengan jumlah 7 subjek untuk melihat bagaimana kinerja sistem ketika digunakan untuk memantau sejumlah individu secara simultan. Komunikasi bersamaan pada BLE terbatas sejumlah 7 perangkat sensor atau *slave* dan 1 perangkat *middleware* sebagai *master*. Oleh karena itu untuk pengujian kapabilitas kami menggunakan skenario pada gambar 2, yaitu pengujian dilakukan dalam satu ruang yang berukuran 84 m². Terdapat satu *middleware* (M) terhubung ke 7 perangkat Polar H10 yang diberi simbol H1 sampai H7. Pembuatan sambungan antara Polar H10 dengan Raspberry Pi 4 dilakukan secara bergantian. Pengujian ini kami lakukan selama 30 menit.
- Reliabilitas: Kami menguji sistem pada beberapa kondisi lingkungan atau ruangan. Hal ini digunakan untuk mencari tahu seberapa handal pengiriman data yang dapat dilakukan antara Polar H10 dan Raspberry Pi. Dalam hal ini kami menggunakan parameter *Received Signal Strength Indicator* (RSSI). RSSI adalah ukuran daya sinyal yang diterima dalam perangkat nirkabel. RSSI sering digunakan dalam jaringan Wi-Fi, Bluetooth, dan berbagai teknologi komunikasi nirkabel lainnya untuk menggambarkan kekuatan sinyal yang diterima oleh perangkat penerima. RSSI dinyatakan dalam satuan desibel relatif terhadap *milliwatt* (dBm). Nilai RSSI yang lebih tinggi (lebih mendekati 0 dBm) mengindikasikan sinyal yang lebih kuat. Nilai RSSI dapat bervariasi karena sejumlah

faktor, termasuk penghalang fisik, gangguan sumber lain, atau perubahan kondisi lingkungan. Kami menggunakan ruang lantai 6 gedung F Filkom, seperti yang terlihat pada gambar 5 untuk mencari tahu seberapa jauh komunikasi antara Polar H10 dan Raspberry Pi dan apakah ada hambatan seperti dinding yang berpengaruh pada komunikasi BLE. Untuk pengujian ini kami menggunakan 3 perangkat Polar H10 yaitu P1, P2, dan P3 yang terhubung ke satu *middleware* (M). Kami mencatat variasi nilai RSSI pada jarak kelipatan 5 meter sampai ujung ruangan, yaitu 25 meter.

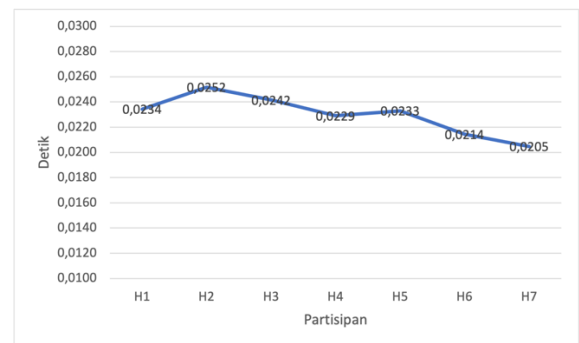
Hasil pengujian ini memberikan gambaran tentang kinerja sistem kami dan membantu kami dalam melakukan peningkatan dan perbaikan untuk penelitian selanjutnya.



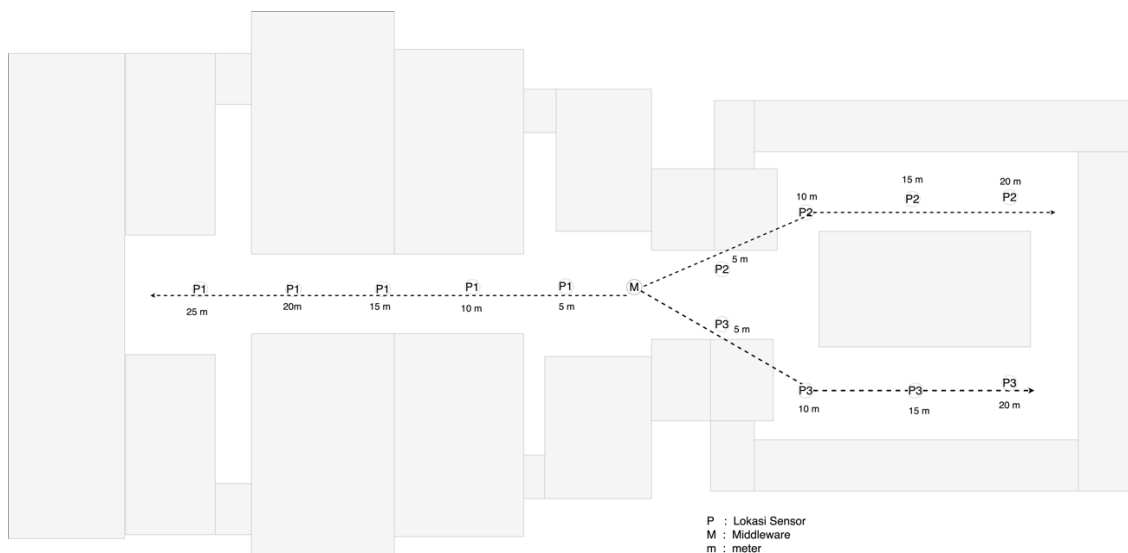
Gambar 2. Lingkungan tanpa penghalang dengan 7 orang partisipan



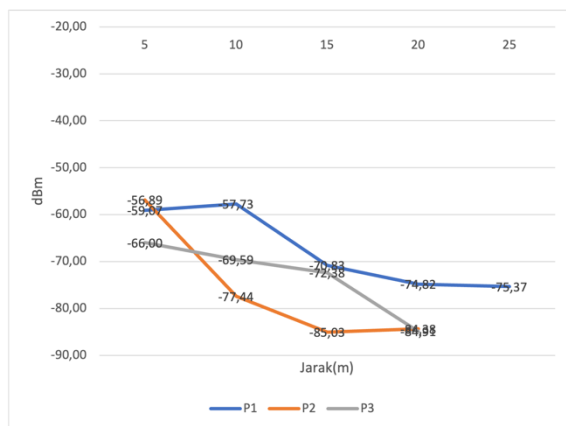
Gambar 3. Hasil pengujian RSSI lingkungan tanpa penghalang



Gambar 4. Kecepatan komputasi tiap detik



Gambar 5. Koridor ruang lantai 6 gedung F Filkom



Gambar 6. Hasil RSSI pengujian jarak terjauh

6. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sensor Polar H10, Raspberry Pi, dan *machine learning* dalam sistem pemantauan dan klasifikasi detak jantung beberapa subjek secara bersamaan. Sistem ini memungkinkan pemantauan detak jantung 7 individu secara simultan dan klasifikasi detak jantung secara otomatis.

Dalam hal kecepatan komputasi pada Gambar 4, sistem kami mampu memproses dan mengklasifikasi detak jantung dalam waktu yang relatif singkat, rata-rata sekitar 0,023 detik. Ini menunjukkan bahwa sistem kami mampu memberikan umpan balik yang cepat dan dapat digunakan dalam situasi *real-time*. Komputasi yang disediakan oleh Raspberry Pi 4 lebih dari cukup untuk melakukan proses prediksi data sinyal ECG dari 7 sensor sekaligus. Proses prediksi secara simultan menunjukkan kemampuan komputasi di Raspberry Pi 4 tidak menurun, yaitu rata 0,0205 detik untuk satu proses prediksi tercepat, dibanding dengan 0,023 detik rata-rata waktu yang dibutuhkan untuk ke tujuh sensor sekaligus.

Dalam hal kapabilitas, sistem kami mampu bekerja dengan baik bahkan ketika digunakan untuk memantau detak jantung 7 individu secara simultan dalam ruangan tanpa penghalang. Nilai RSSI dari ke tujuh sensor menunjukkan rata-rata -73,78 dBm dengan standar variasi 5,62. Hal ini dapat dikatakan komunikasi antara perangkat dapat berjalan dengan baik, di mana komunikasi yang tidak baik dapat mencapai RSSI di bawah -80 dBm.

Selanjutnya terkait pengujian jarak maksimal yang ditempuh pada pengujian di koridor ruang lantai 6 gedung F Filkom, terdapat dua kondisi yaitu partisipan dengan sensor P1 berada pada kondisi tanpa halangan, dan partisipan dengan sensor P2 dan P3 terdapat halangan dinding setelah jarak 10 meter. Seperti yang terlihat pada gambar 6, sensor P1 mampu menjaga komunikasi dengan Raspberry Pi sampai dengan 25 meter dengan rata-rata nilai RSSI -75,37 dBm, sedangkan pada P2 dan P3 komunikasi dapat dikatakan baik sampai pada jarak 10 meter,

yaitu dengan RSSI -69,59 dBm dan -77,44 dBm. Setelah jarak itu terdapat kondisi lingkungan yang berbelok yang menyebabkan nilai RSSI di atas -80 dBm. Hal ini mengindikasikan sistem yang diusulkan memberikan fleksibilitas ke partisipan saat proses pemantauan detak jantung.

7. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, kami telah mengembangkan dan menguji sistem untuk memantau dan mengklasifikasi detak jantung beberapa individu secara simultan dengan menggunakan sensor Polar H10, Raspberry Pi, dan algoritma *machine learning* berbasis *random forest*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem ini mampu memantau dan mengklasifikasi detak jantung dan waktu respons yang cepat yaitu 0,023 detik. Selain itu, sistem ini menunjukkan kemampuan yang baik dalam kapabilitas, di mana dapat memantau tujuh individu secara simultan tanpa penurunan signifikan dalam kinerja. Terkait reliabilitas, sistem kami dapat menjangkau jarak komunikasi dengan BLE sampai dengan 25 meter dengan nilai RSSI -75,37 dBm, dan sampai dengan 10 meter pada kondisi ruangan berbelok-belok. 7 partisipan yang mampu ditangani oleh satu perangkat adalah Batasan dari teknologi BLE, jika sistem ini akan digunakan pada sebuah fasilitas kesehatan atau digunakan untuk melakukan pemantauan lebih dari 7 orang maka diperlukan lebih dari 1 perangkat Raspberry. Durasi pemeriksaan pada penelitian ini kami lakukan dalam rentang waktu 30 menit, akan tetapi untuk keperluan pemeriksaan detak jantung yang lebih lama misalkan 24 jam sangat mungkin dilakukan karena kemampuan sensor ini mampu bekerja sampai 400 jam.

Untuk penelitian selanjutnya, akan dilakukan dengan pengujian yang melibatkan variasi kondisi kesehatan yang lebih beragam agar dapat membantu untuk memastikan bahwa sistem ini dapat bekerja dengan baik dalam berbagai situasi dan untuk berbagai jenis pengguna. Pengujian dalam skala yang lebih besar juga akan memberikan gambaran yang lebih baik tentang kinerja dan keandalan sistem ini dalam aplikasi praktis.

DAFTAR PUSTAKA

- AAMI EC57. (1998). *Testing and Reporting Performance Results of Cardiac Rhythm and ST Segment Measurement Algorithms*. Association for the Advancement of Medical Instrumentation.
- Charlton, J., Murphy, M., & Great Britain (Eds.). (1997). *The health of adult Britain, 1841-1994*. Stationery Office.

- De Melo Ribeiro, H., Arnold, A., Howard, J. P., Shun-Shin, M. J., Zhang, Y., Francis, D. P., Lim, P. B., Whinnett, Z., & Zolgharni, M. (2022). ECG-based real-time arrhythmia monitoring using quantized deep neural networks: A feasibility study. *Computers in Biology and Medicine*, 143, 105249. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2022.105249>
- Falaschetti, L., Alessandrini, M., Biagetti, G., Crippa, P., & Turchetti, C. (2022). ECG-Based Arrhythmia Classification using Recurrent Neural Networks in Embedded Systems. *Procedia Computer Science*, 207, 3479–3487. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.09.406>
- Farag, M. M. (2023). A Tiny Matched Filter-Based CNN for Inter-Patient ECG Classification and Arrhythmia Detection at the Edge. *Sensors*, 23(3), 1365. <https://doi.org/10.3390/s23031365>
- Henrik Blidh, David Lechner. (2023). *Bleak* [Computer software]. <https://bleak.readthedocs.io/en/latest/index.html>
- Hong, S., Zhou, Y., Shang, J., Xiao, C., & Sun, J. (2020). Opportunities and challenges of deep learning methods for electrocardiogram data: A systematic review. *Computers in Biology and Medicine*, 122, 103801. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2020.103801>
- Luz, E. J. da S., Schwartz, W. R., Cámara-Chávez, G., & Menotti, D. (2016). ECG-based heartbeat classification for arrhythmia detection: A survey. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 127, 144–164. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2015.12.008>
- Moody, G. B., & Mark, R. G. (2001). The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 20(3), 45–50. <https://doi.org/10.1109/51.932724>
- Pramukantoro, E. S., & Gofuku, A. (2022). A Heartbeat Classifier for Continuous Prediction Using a Wearable Device. *Sensors*, 22(14), 5080. <https://doi.org/10.3390/s22145080>
- Seitanidis, P., Gialelis, J., & Papaconstantinou, G. (2022). Identifying heart arrhythmias through multi-level algorithmic processing of ECG on edge devices. *Procedia Computer Science*, 203, 699–706. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.07.104>
- Speer, K. E., Semple, S., Naumovski, N., & McKune, A. J. (2020). Measuring Heart Rate Variability Using Commercially Available Devices in Healthy Children: A Validity and Reliability Study. *European Journal of Investigation in Health, Psychology and Education*, 10(1), 390–404. <https://doi.org/10.3390/ejihpe10010029>

Halaman ini sengaja dikosongkan