

Pendeteksi Penyakit Aritmia berbasis Prediksi Fitur QRS pada Sinyal ECG dengan Metode *Feed Forward Backpropagation* menggunakan Sistem Tertanam

Izzatul Masruroh¹, Lailatul Husniah²,

¹Dept. Teknik Komputer, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Indonesia

²Dept. Informatika, Universitas Muhammadiyah Malang, Indonesia

Email: izzatul.masruroh16@mhs.te.its.ac.id, husniah@umm.ac.id

Abstrak

Aritmia adalah suatu tanda atau gejala dari gangguan detak jantung atau irama jantung yang bisa mengindikasikan pada penyakit kardiovaskular (penyakit yang berkaitan dengan organ jantung dan pembuluh darah). Berdasarkan data dari American Heart Association (AHA) penyakit kardiovaskular terdata sebagai penyebab utama kematian, terhitung sebanyak hampir 836.546 kematian di US dan menjadi penyebab kematian secara global yang dilaporkan sudah lebih dari 17,9 juta kematian setiap tahun pada tahun 2015, angka tersebut diperkirakan akan tumbuh menjadi lebih dari 23,6 juta pada tahun 2030 [1]. Maka dari itu, deteksi aritmia sangat diperlukan dengan menggunakan teknologi pada bidang machine learning yang akhir-akhir ini sangat berkembang dengan pesat, sehingga penyakit aritmia bisa diketahui se-dini mungkin dan dapat segera menerima terapi / pengobatan tertentu untuk mengurangi resiko terkena penyakit kardiovaskular.

Kata kunci: Aritmia, *Electrocardiography*, *Machine Learning*, *Backpropagation*, Sistem Tertanam.

Diterima Redaksi: 29-April-2023 Selesai Revisi: 8-Mei-2023 Diterbitkan Online: 15-Juli-2023

DOI: <https://doi.org/10.59378/jcenim.v1i2.25>

I. PENDAHULUAN

Berdasarkan data dari *American Heart Association* penyakit kardiovaskular terdata sebagai penyebab utama kematian, terhitung sebanyak hampir 836.546 kematian di *US* dan menjadi penyebab kematian secara global yang dilaporkan sudah lebih dari 17,9 juta kematian setiap tahun pada tahun 2015, angka tersebut diperkirakan akan tumbuh menjadi lebih dari 23,6 juta pada tahun 2030 [1]. Salah satu cara untuk mendiagnosis penyakit kardiovaskular yaitu dengan menganalisa sinyal ECG untuk melihat aktifitas kelistrikan yang dihasilkan oleh jantung.

Jumlah dokter dengan pasien kardiovaskular tidak sebanding diantaranya memiliki rasio perbandingan mencapai 1:250.000 [2] sehingga pasien akan masuk *waiting list* untuk menerima pemeriksaan/penganganan medis oleh dokter spesialis jantung.

Teknologi *machine learning* merupakan salah satu cabang dari kecerdasan buatan, adalah disiplin ilmu yang mencakup perancangan dan pengembangan algoritma yang memungkinkan komputer untuk mengembangkan perilaku yang didasarkan pada data empiris, seperti dari sensor data basis data. Fokus besar penelitian *machine learning* adalah bagaimana mengenali secara otomatis pola kompleks dan membuat keputusan cerdas berdasarkan data.

Maka dari itu, deteksi aritmia sangat diperlukan dengan menggunakan teknologi pada bidang *machine learning* untuk mengenali pola kompleks yang ada pada sinyal ECG. Sistem ini akan mengambil sinyal jantung selama periode waktu tertentu untuk menjadi masukan dalam proses *learning* yang kemudian hasilnya akan ditampilkan pada monitor / *mobile application* / *website* / *lcd i2c*.

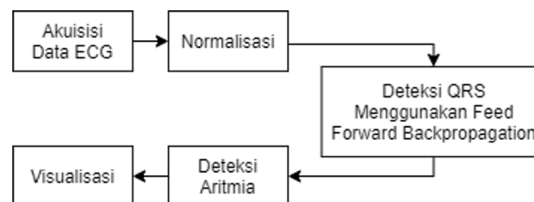
II. STUDI LITERATUR

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai beberapa penelitian terkait yang telah dilakukan sebelumnya. Penelitian ini berguna sebagai sumber referensi yang akan menjadi acuan pada penelitian tugas akhir ini.

1. Pada penelitian *ECG signal analysis using wavelet transforms* menyatakan bahwa irama sinus normal (keadaan jantung normal dalam keadaan relaks) berdasarkan *RR interval* yang memiliki nilai dalam *range* waktu 600 *milisecond* sampai dengan 1000 *milisecond* [3].
2. Pada penelitian *IOT based detection of cardiac arrhythmias using Raspberry PI* menghasilkan sebuah perangkat yang melakukan pemrosesan bagian *QRS* dengan bantuan perangkat lunak *MATLAB* yang kemudian hasil pemrosesan akan disimpan pada *database MySQL* [4].
3. Pada penelitian perangkat *treadmill* untuk mendeteksi kelainan detak jantung menggunakan sensor ECG berbasis *single board computer* menghasilkan sebuah sistem perangkat *treadmill* yang bertujuan untuk memantau kondisi kelainan jantung khususnya *tachycardia* dan *bradycardia* [5].
4. Pada penelitian *the ECG signal prediction by using neural network* menyatakan bahwa rekaman ECG digital berikutnya dapat diprediksi ketika sampel sebelumnya diketahui menggunakan *neural network* [6].
5. Pada penelitian *an approach to detect QRS complex using backpropagation neural network* mendapatkan hasil akurasi untuk mendeteksi puncak positif yang benar sebesar 91,16% [7].
6. Pada penelitian *backpropagation and his application in ECG classification* bertujuan untuk mengklasifikasikan ECG ke kelas ECG normal dan ECG abnormal [8].
7. Penelitian *QVAT: QRS complex detection based on variance analysis and adaptive threshold for electrocardiogram signal* merupakan sebuah algoritma untuk mendeteksi kompleks *QRS* dalam sinyal *EKG* [9].

III. METODE PENELITIAN

Pada sistem yang dibangun akan melalui beberapa tahapan sesuai dengan Gambar 1.



Gambar 1: Blok Diagram Kerja Sistem

A. Akuisisi Data ECG

Akuisisi data ECG dilakukan dengan frekuensi 100Hz, *baud rate* 9600 dan menggunakan catu daya dari *power bank*. Perangkat yang digunakan sistem ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2: Tampilan Perangkat ECG Keseluruhan

B. Normalisasi

Normalisasi digunakan untuk mengubah range nilai data yang didapatkan dari tahap akuisisi data menjadi range mulai dari -0,5 sampai dengan 0,5 sesuai dengan Persamaan (1) dan Persamaan (2) agar hasil normalisasi dapat menjadi data input untuk neural network saat proses deteksi QRS.

$$rentang = |(\min(data) - \max(data))| \quad (1)$$

Pada Persamaan (1) didapatkan nilai rentang yang merupakan jangkauan data ECG dengan melalui komputasi antara $\min(data)$ yang merupakan nilai terkecil dari data ECG dan $\max(data)$ yang merupakan nilai terbesar dari data ECG.

$$norm[i] = (data[i]/rentang) - (\max(data)/rentang) + 0.5 \quad (2)$$

Pada Persamaan (2) didapatkan $array\ norm[i]$ yang merupakan $array$ untuk menyimpan data normalisasi pada indeks ke i .

C. Deteksi QRS

Deteksi QRS menggunakan *feed forward backpropagation* membutuhkan beberapa data diantaranya data arsitektur *neural network*, model serta *weight* yang didapatkan dari *training data* menggunakan algoritma *backpropagation*, dan data ECG yang berasal dari tahap normalisasi.

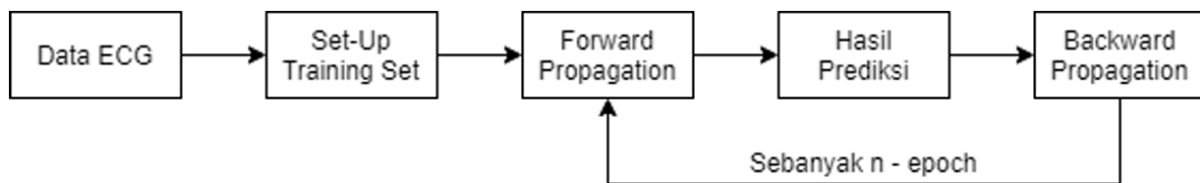
Proses ini membutuhkan library Keras untuk melakukan machine learning baik saat proses training maupun saat menggunakan algoritma *feed forward backpropagation*. Raspberry Pi 3B+ tidak support untuk mengakses library tersebut, sehingga membutuhkan komponen tambahan yaitu intel neural compute stick 2 yang dihubungkan dengan Raspberry Pi 3B+ melalui port USB.

Output dari proses ini akan dijadikan sebagai syarat dan dilakukan komputasi sesuai dengan Persamaan (3).

$$\begin{cases} QRS[i] = norm[i] & , if\ predict \geq 0.8 \\ QRS[i] = 0 & , otherwise \end{cases} \quad (3)$$

Pada Persamaan (3) didapatkan $array\ QRS[i]$ yang merupakan $array$ untuk menyimpan data QRS pada indeks ke i dan bergantung dengan nilai *predict* yang merupakan nilai prediksi QRS dari hasil *training* (yang bernilai antara 0 sampai dengan 1).

Training data dilakukan dalam beberapa tahapan yang ditunjukkan pada Gambar 3 diantaranya menyiapkan data ECG, set-up training set, forward propagation, hasil prediksi, dan backward propagation.



Gambar 3: Blok Diagram Training Data

Deteksi QRS yang didapatkan oleh sistem diantaranya data yang menunjukkan lonjakan (sesuai karakter kompleks QRS) sehingga data yang bukan merupakan kompleks QRS namun memiliki nilai lonjakan akan dikenali sebagai kompleks QRS.

1. Data ECG

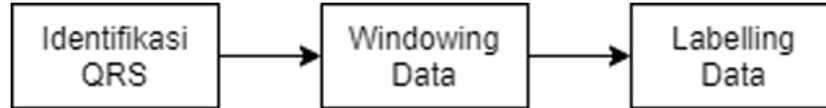
Data ECG yang digunakan untuk training didapatkan dari akuisisi data ECG oleh perangkat dengan subjek berisi sebanyak 3600 data ECG dengan frekuensi akuisisi 100Hz.

2. Set-Up Training Set

Set-up training set merupakan tahap untuk mempersiapkan data-data yang dibutuhkan dalam training data seperti arsitektur *neural network*, model, dan data label.

Arsitektur *neural network* pada sistem menggunakan 3 layer diantaranya 1 *input layer* yang terdiri dari sepanjang *window* (4,5% dari frekuensi), 1 *hidden layer* dengan 100 *node*, dan 1 *output layer* dengan 1 *node*.

Data label mewakili apakah himpunan data tertentu termasuk QRS atau bukan, sehingga data label hanya berisi 2 varian angka yaitu angka 0 (bukan QRS) atau angka 1 (QRS) yang didapatkan dari beberapa tahapan sesuai dengan Gambar 4.



Gambar 4: Blok Diagram Training Data

3. *Forward Propagation*

Fungsi aktivasi yang digunakan pada proses *Forward Propagation* diantaranya *rectified linear unit* (ReLU) untuk *hidden layer* dan Sigmoid untuk *output layer*.

4. Hasil Prediksi

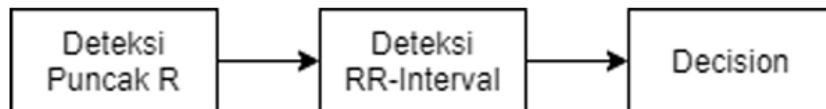
Prediksi terkadang tidak sesuai dengan target yang diinginkan, hal ini dikarenakan *weight* pada saat training memiliki nilai yang tidak optimal. *Weight* dapat diperbaharui dalam tahap *backward propagation*.

5. *Backward Propagation*

Backward propagation adalah proses untuk memperbaharui nilai *weight*. *Epoch* yang digunakan pada sistem sebanyak 100 kali, menggunakan *loss function binary cross-entropy*, dan *Optimizer Adam*.

D. Deteksi Aritmia

Deteksi aritmia dilakukan dengan melalui beberapa tahapan sesuai dengan yang ditunjukkan pada Gambar 5



Gambar 5: Blok Diagram Deteksi Aritmia

1. Deteksi Puncak R

Deteksi puncak R menggunakan data dari deteksi QRS dengan mencari nilai terbesar dari tiap kompleks QRS yang memenuhi kondisi pada Persamaan (4) maka indeks data disimpan pada suatu variabel sesuai dengan Persamaan (5).

$$if(\max(QRS[i-w : i+w]) == QRS[i]) \quad (4)$$

$$then \ r_{temp} = QRS[i] \quad (5)$$

Pada Persamaan (4) dan Persamaan (5) didapatkan nilai r_{temp} yang merupakan penyimpanan sementara nilai puncak R dimana bergantung dengan nilai $\max(QRS[i-w : i+w])$ yang merupakan nilai maksimal lokal dari data QRS mulai dari indeks ke $i-w$ sampai dengan indeks ke $i+w$.

Data yang didapatkan terkadang mendeteksi puncak dengan karakter yang mirip dengan puncak R sehingga perlu dilakukan komputasi lagi yang memenuhi kondisi pada Persamaan (6) atau Persamaan (7).

$$(|r_{temp}| - |QRS[i-1]|) > std \quad (6)$$

Pada Persamaan (6) merupakan kondisi pertama yang digunakan untuk mendeteksi puncak R dimana nilai std merupakan standar deviasi dari data ECG normalisasi.

$$(|r_{temp}| - |QRS[i - 2]|) > std \quad (7)$$

Pada Persamaan (7) merupakan kondisi kedua yang digunakan untuk mendeteksi puncak R.

Jika memenuhi salah satu dari kedua kondisi tersebut, maka indeks data akan disimpan pada suatu *array* sesuai dengan Persamaan (8).

$$r[j] = i \quad (8)$$

Pada Persamaan (8) didapatkan *array* $r[j]$ yang merupakan *array* penyimpanan indeks data ECG yang merupakan puncak R pada indeks ke j .

2. Deteksi *RR-Interval*

RR-Interval adalah waktu yang dibutuhkan dari *R-peak* ke j sampai *R-peak* ke $j + 1$ sesuai dengan Persamaan (9).

$$rr[j] = waktu_{ecg}[r[j + 1]] - waktu_{ecg}[r[j]] \quad (9)$$

Pada Persamaan (9) didapatkan *array* rr yang merupakan *array* penyimpanan *RR interval* dan bergantung pada *array* $waktu_{ecg}$ yang merupakan *array* penyimpanan waktu saat akuisisi data ECG.

3. Decision

Berdasarkan penelitian *ECG Signal Analysis Using Wavelet Transforms* bahwa *RR-interval* bernilai normal jika memiliki nilai antara 600 *milisecond* sampai dengan 1 *second* [3], sehingga secara matematis ditunjukkan pada Persamaan (10).

$$\begin{cases} Aritmia[j] = r[j] & , 600 > rr[j] > 1000 \\ Aritmia[j] = 0 & , Otherwise \end{cases} \quad (10)$$

Pada Persamaan (10) didapatkan *array* *Aritmia* yang merupakan *array* penyimpanan data aritmia.

E. Visualisasi

Visualisasi berfungsi untuk menampilkan hasil deteksi aritmia diantaranya plot data ECG dan prosentase *RR Interval abnormal*. Tampilan tersebut dapat dilihat melalui device android atau komputer dengan membutuhkan koneksi dari VNC.

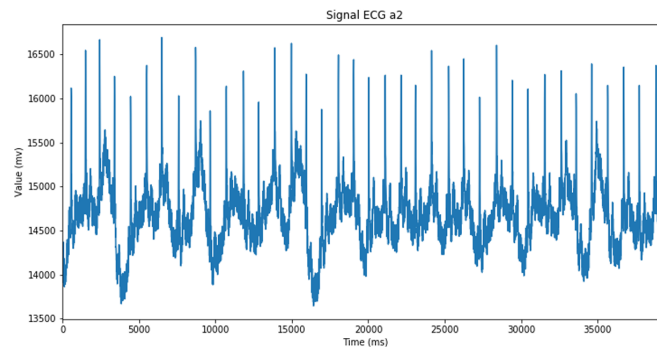
Koneksi VNC yang digunakan oleh sistem akan melalui beberapa tahapan diantaranya SBC berada dalam 1 jaringan internet dengan device android / komputer, dimana SBC akan berlaku sebagai VNC server dan device akan berlaku sebagai VNC viewer.

IV. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Pengujian digunakan untuk menentukan tingkat kesalahan dan menarik kesimpulan dari sistem penelitian yang telah dibuat. Pengujian yang dilakukan pada penelitian diantaranya pengujian akuisisi data ECG, pengujian deteksi QRS, pengujian deteksi *R-peak*, pengujian deteksi *RR-interval*, dan pengujian deteksi aritmia.

A. Pengujian Akuisisi Data ECG

Pengujian akuisisi data ECG dilakukan dengan menggunakan perangkat akuisisi dengan frekuensi akuisisi 100Hz sebanyak 3600 data atau sekitar 36 detik. Percobaan dilakukan sebanyak 8 kali dengan nama label a1, a2, a3, a4, a5, a6, a7 dan a8. Salah satu data akuisisi saat di plot menjadi sebuah grafik ditunjukkan pada Gambar 6.

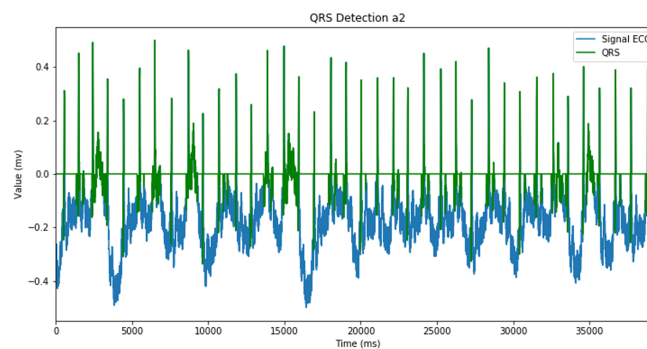


Gambar 6: Pengujian Akuisisi Data

B. Pengujian Deteksi QRS

Pengujian deteksi QRS dilakukan dengan menggunakan data ECG hasil dari normalisasi akuisisi data ECG.

Salah satu data deteksi QRS saat di plot menjadi sebuah grafik ditunjukkan pada Gambar 7.

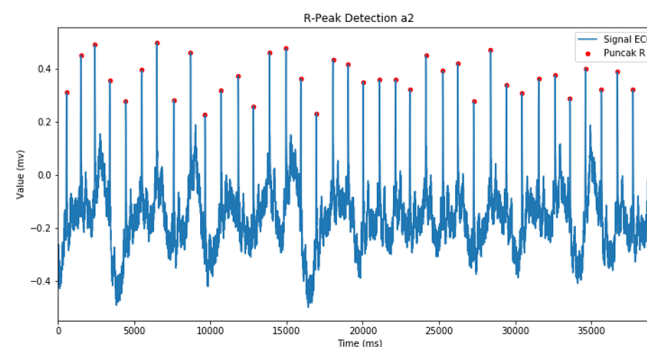


Gambar 7: Pengujian Deteksi QRS

Deteksi QRS yang didapatkan oleh sistem diantaranya data yang menunjukkan lonjakan (sesuai karakter kompleks QRS) sehingga data yang bukan merupakan kompleks QRS namun memiliki nilai lonjakan akan dikenali sebagai kompleks QRS.

C. Pengujian Deteksi R-Peak

Pengujian deteksi puncak R dilakukan dengan menggunakan data deteksi QRS. Salah satu data deteksi R-peak saat di plot menjadi sebuah grafik ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8: Pengujian Deteksi R-Peak

Berikut adalah data rekapan dari deteksi puncak R yang dilakukan oleh sistem, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 1.

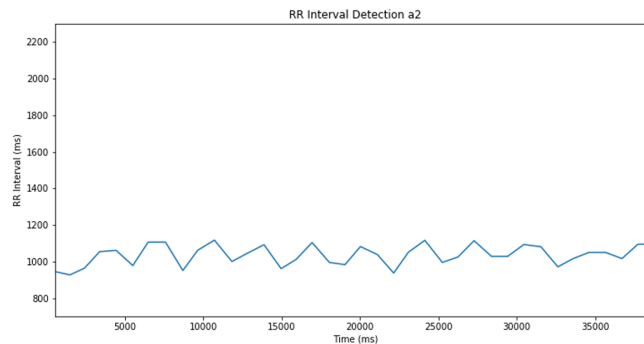
Tabel 1: DETEKSI PUNCAK R

No	Record	TP	FP	TN	FN	Akurasi
1	a1	33	0	5	3562	0,868421
2	a2	38	0	0	3562	1
3	a3	31	0	7	3562	0,815789
4	a4	37	0	2	3561	0,948718
5	a5	30	0	8	3562	0,789474
6	a6	32	0	6	3562	0,842105
7	a7	31	0	7	3562	0,815789
8	a8	35	0	4	3561	0,897436
Rata - Rata						0,872217

Berdasarkan Tabel 1 didapatkan bahwa ada beberapa puncak R yang tidak terdeteksi oleh sistem. Deteksi puncak R pada sistem didapatkan rata- rata akurasi sebesar 0,872217.

D. Pengujian *RR-Interval*

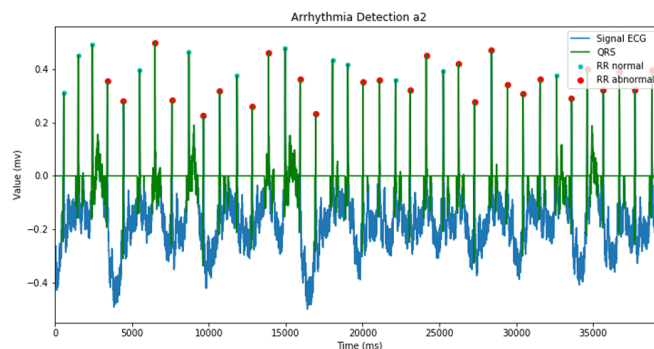
Pengujian deteksi *RR-interval* dilakukan dengan menggunakan data deteksi R. Salah satu data deteksi *RR-interval* saat di *plot* menjadi sebuah grafik ditunjukkan pada Gambar 9.



Gambar 9: Pengujian Deteksi RR-Interval

E. Pengujian Deteksi Aritmia

Pengujian deteksi aritmia dilakukan dengan menggunakan data deteksi *RR-interval* dimana data akan dikenali *RR-interval* abnormal jika kurang dari 600 *milisecond* atau lebih dari 1000 *milisecond* [3]. Salah satu data deteksi aritmia saat di *plot* menjadi sebuah grafik ditunjukkan pada Gambar 10 dimana dalam gambar tersebut terdapat beberapa informasi, diantaranya nya data ECG, hasil deteksi QRS, hasil deteksi *R-peak* serta *RR-interval* normal dan *RR-interval* abnormal.



Gambar 10: Pengujian Deteksi Aritmia

Data rekapan dari deteksi aritmia dari kedelapan data yang merupakan hasil dari proses sebelumnya yang telah dilakukan oleh sistem ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2: DETEKSI ARITMIA

No	Record	RR Interval Normal	RR Interval Abnormal	Total	Aritmia (%)
1	a1	10	23	33	70
2	a2	11	26	37	70
3	a3	2	28	30	93
4	a4	3	33	36	92
5	a5	2	28	30	93
6	a6	2	30	32	94
7	a7	5	26	31	84
8	a8	8	27	35	77

V. SIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dapat disimpulkan bahwa sistem dapat bekerja dengan cukup baik sesuai dengan rancangan. Penulis mengimplementasikan perangkat ECG sebagai pengakuisisi data dan sistem dijalankan untuk mendeteksi aritmia berdasarkan RR interval. Kemudian untuk lebih detail dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Perangkat dapat mengakuisisi data ECG pada subjek dengan baik.
2. Sistem dapat berfungsi untuk membantu memonitor kondisi jantung pada subjek.
3. Sistem dapat mendiagnosa awal kondisi jantung mengenai prosentase terjadinya aritmia berdasarkan RR interval yang tidak normal.
4. Berdasarkan hasil pengujian deteksi QRS menggunakan algoritma feed forward backpropagation menunjukkan hasil beberapa anomali deteksi QRS dikarenakan sifat kompleks QRS mirip dengan segmen sinyal ECG yang lain.
5. Berdasarkan hasil pengujian deteksi R-peak mendapatkan rata-rata akurasi sebesar 0,872217.
6. Berdasarkan hasil pengujian deteksi RR-interval menunjukkan hasil yang baik.
7. Berdasarkan hasil pengujian deteksi aritmia menunjukkan hasil yang baik.

Daftar Pustaka

- [1] American Heart Association, "Heart disease and stroke statistics 2018," 2018.
- [2] Kompas, "Dokter jantung di indonesia langka," <https://sains.kompas.com>, 2020, diakses: 2020-07-21.
- [3] V. Saritha, V. Sukanya, and Y. N. M. C., "Ecg signal analysis using wavelet transforms," Anantapur, Andhrapradesh, India, 2008.
- [4] A. Chatlani, S. Kabu, and R. D. K., "Iot based detection of cardiac arrhythmias using raspberry pi," Kolkana, West Bengal, India, 2017.
- [5] F. A. Darmawan, "Perangkat treadmill untuk mendeteksi kelainan detak jantung menggunakan sensor ecg berbasis single board computer," Surabaya, 2019.
- [6] J. M. B. Babuslak, "The ecg signal prediction by using neural network," Ostrava, Czechia.
- [7] *An Approach to Detect QRS Complex Using Backpropagation Neural Network*. Cyberjaya and Selangor, Malaysia: Multimedia University and International Islamic University, 2006.
- [8] O. Polakovic, "Backpropagation and his application in ecg classification," Ostrava, Czechia, 2005.

- [9] A. Kurniawan, E. M. Y., and I. K. E. P., "Qvat qrs complex detection based on variance analysis and adaptive threshold for electrocardiogram signal," Surabaya, Jawa Timur, Indonesia.