

## DETEKSI DINI ARITMIA MENGGUNAKAN K-NEAREST NEIGHBOUR

JONATHAN GIVEN HAMONANGAN<sup>1</sup>, ANITA SOFIA RAHMI<sup>1</sup>, SEAN JULIUS LASE<sup>1</sup>, NENDI SUHENDI SYAFEI<sup>2</sup>, ARJON TURNIP<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Prodi Teknik Elektro, FMIPA, Universitas Padjadjaran

<sup>2</sup>Departemen Teknik Elektro, FMIPA, Universitas Padjadjaran

Jl. Raya Bandung-Sumedang Km.21 Jatinangor 45363, Sumedang, Jawa Barat

\*Corresponding author  
Email: [turnip@unpad.ac.id](mailto:turnip@unpad.ac.id)

Diserahkan : 06/11/2023

Diterima : 13/11/2023

Dipublikasikan : 02/02/2024

**Abstrak.** Kesehatan jantung menjadi hal yang penting untuk dijaga mengingat angka kematian akibat penyakit jantung meningkat secara signifikan. Dalam penelitian ini, deteksi dini Aritmia menggunakan Elektrokardiogram (EKG) dengan klasifikasi K-NN diusulkan. Penelitian ini diuji secara real-time dan offline terhadap 20 subjek yang terlibat. Hasil ekstraksi dengan fitur PQRST selanjutnya diklasifikasi menggunakan K-NN dengan akurasi 90% diperoleh. Hasil ini menunjukkan teknologi yang diusulkan bekerja dengan baik untuk digunakan sebagai deteksi dini Aritmia.

**Kata kunci:** Jantung, EKG, Elektrokardiografi, Klasifikasi, Akurasi

**Abstract.** Heart health is important to maintain as the mortality rate due to heart disease is increasing significantly. In this study, early detection of Arrhythmia using Electrocardiogram (ECG) with K-NN classification is proposed. This study was tested in real-time and offline on 20 subjects involved. The extracted results with PQRST features were further classified using K-NN with 90% accuracy obtained. These results show the proposed technology works well to be used as early detection of Arrhythmia.

**Keywords:** Heart, ECG, Electrocardiography, Classification, Accuracy

### 1. Pendahuluan

Kesehatan jantung menjadi hal yang perlu diperhatikan mengingat angka kematian akibat penyakit jantung meningkat signifikan dalam dua dekade terakhir [1]. Menurut data WHO (World Health Organization), angka kematian akibat penyakit jantung telah meningkat dari lebih dari 2 juta pada tahun 2000 menjadi hampir 9 juta pada tahun 2019, dan penyakit jantung kini menjadi penyebab kematian utama di seluruh dunia [2].

Untuk mencegah angka kematian akibat penyakit jantung yang semakin meningkat, deteksi dini sangatlah penting. Penggunaan alat Elektrokardiogram (EKG) dapat membantu dalam mendeteksi kelainan jantung dan aritmia dengan lebih cepat dan akurat. EKG merekam dan mendeteksi perubahan sinyal aktivitas jantung melalui elektroda yang ditempatkan pada kulit [3]. Sinyal EKG terdiri dari beberapa gelombang yang dihasilkan oleh kontraksi dan relaksasi otot atrium dan ventrikel jantung [4].

Detak jantung yang normal menunjukkan pola gelombang listrik yang teratur. Aritmia dapat terjadi apabila irama jantung tidak teratur atau aktivitas listrik terganggu karena gangguan otot jantung. EKG adalah cara untuk mendeteksi kondisi tersebut [5]. EKG dihasilkan oleh kontraksi dan relaksasi otot atrium dan ventrikel jantung. Gelombang P terjadi ketika atrium jantung berkontraksi untuk memompa darah ke dalam ventrikel jantung. Gelombang P biasanya terlihat pada awal dari sinyal EKG dan memiliki bentuk seperti huruf "b" terbalik. Gelombang Q adalah gelombang pertama yang muncul setelah gelombang P. Gelombang ini terjadi ketika impuls listrik bergerak melalui septum jantung, yang memisahkan ventrikel kiri dan kanan [6]. Gelombang Q biasanya terlihat sebagai gelombang kecil di bawah garis dasar pada sinyal EKG. Gelombang R adalah gelombang tertinggi pada sinyal EKG dan terjadi ketika impuls listrik mencapai ventrikel dan merangsang kontraksi otot jantung. Gelombang R biasanya terlihat sebagai gelombang yang besar dan tinggi di atas garis dasar pada sinyal EKG [7].

Gelombang S terjadi setelah gelombang R dan muncul ketika kontraksi otot ventrikel berhenti. Gelombang S biasanya terlihat sebagai gelombang kecil di bawah garis dasar pada sinyal EKG.

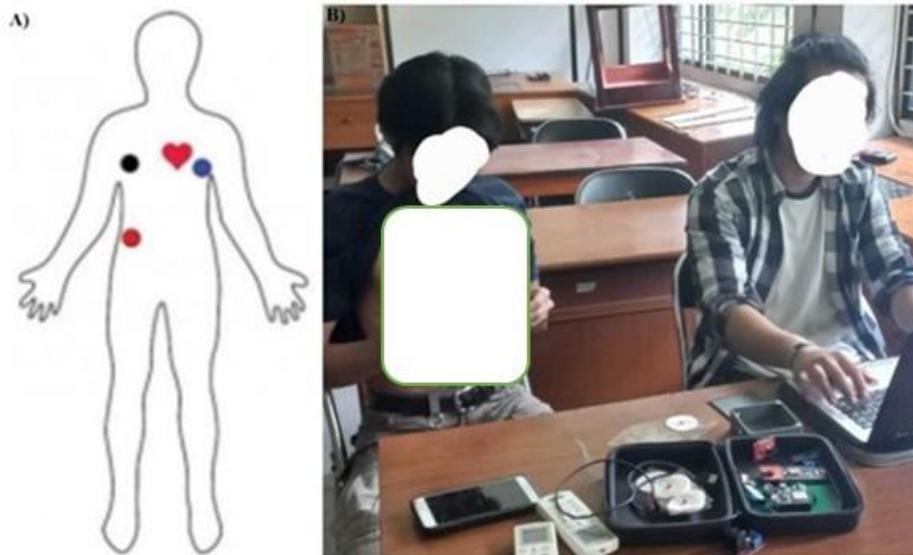
Penggunaan alat EKG masih terbatas karena hanya tersedia di tempat pelayanan kesehatan tingkat tinggi seperti rumah sakit. Oleh karena itu, dibutuhkan teknologi EKG yang lebih sederhana dan dapat diakses oleh semua orang. Beberapa penelitian telah dilakukan untuk merancang alat pembacaan sinyal EKG secara *real-time*. Telah dilakukan juga penelitian untuk mendeteksi keabnormalan denyut jantung pada berbagai kondisi subjek secara *offline* menggunakan EKG. Namun, masih terdapat noise yang disebabkan oleh beberapa faktor seperti sensitivitas gerakan sensor.

Beberapa penelitian juga telah dilakukan dalam pemrosesan sinyal EKG untuk mendeteksi keabnormalan denyut jantung pada berbagai kondisi subjek. Beberapa alat menggunakan *artificial neural network* (ANN) sebagai langkah untuk melakukan pemfilteran sinyal sebelum dilakukan ekstraksi fitur EKG [8,9]. Selain itu, telah dilakukan perbandingan penggunaan algoritma Pan Tompkins dengan metode Hilbert Transform, yang menunjukkan bahwa algoritma Pan Tompkins lebih baik dalam deteksi puncak dari sinyal EKG [10-11].

Untuk merepresentasikan biosinyal EKG secara digital, perlu dilakukan pengurangan noise atau gangguan agar hasilnya dapat dipercaya. Gelombang EKG dapat mengalami gangguan atau perubahan karena noise yang disebabkan oleh beberapa faktor, seperti interferensi daya dan *baseline-drifts* yang biasanya disebabkan oleh gerakan tubuh atau kontraksi otot serta pernapasan [12-17]. Maka dari itu diperlukan tahap filtering sinyal perekaman data untuk mendapatkan hasil yang diinginkan. Dalam penelitian ini, akan digunakan alat pendeteksi detak jantung dengan menggunakan metode Nearest Neighbour (K-NN) untuk klasifikasinya. Metode K-NN merupakan metode pembelajaran mesin yang mudah dipahami dan diimplementasikan. Algoritma ini tidak memerlukan asumsi tertentu tentang distribusi data. K-NN dapat menghasilkan prediksi yang akurat dalam banyak kasus, terutama ketika jumlah sampel relatif kecil dan dapat digunakan dengan berbagai jenis data. Selain itu, *filter Butterwoth Filter*, *Baseline Correction*, dan *FIR Low Pass Filter* digunakan untuk mengurangi noise yang ada. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan metode *classifier* dengan tingkat akurasi paling baik untuk deteksi dini Aritmia menggunakan EKG.

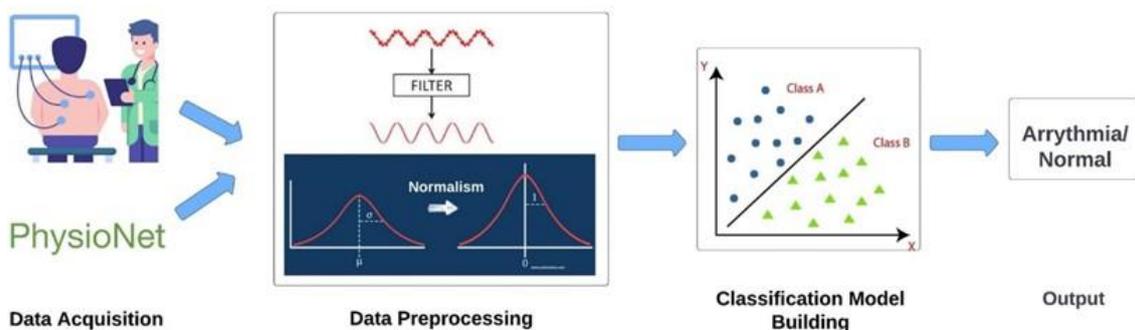
## 2. Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan di Universitas Padjadjaran, Sumedang. Penelitian ini melibatkan 20 mahasiswa yang direkam menggunakan Elektrokardiogram (EKG). Para subjek diuji dalam tiga kondisi, yakni duduk santai, jalan atau melakukan aktivitas ringan, dan saat lari atau melakukan aktivitas berat (Gambar 1). 20 subjek yang merupakan mahasiswa dari Universitas Padjadjaran diwawancarai terkait riwayat memiliki penyakit jantung atau normal, melakukan, dan mengisi persetujuan tindakan medis atau *informed consent*.



**Gambar 1.** (A) Posisi elektroda yang dipasang, (B) pemasangan elektroda pada responden

Dalam penelitian ini, sensor AD8232 dengan 3 *lead* elektroda digunakan untuk mendeteksi data aktivitas jantung. Alat ini menggunakan Arduino nano untuk menyimpan dan menjalankan program. Dan juga disertai modul *DC to DC step up*, modul *bluetooth*, dan modul *charger* yang dilengkapi dengan baterai 3,7 V. Laptop dengan perangkat lunak VSCode digunakan sebagai media pengolah data. Perangkat lunak Arduino digunakan untuk menampilkan data EKG yang telah terbaca oleh sensor. Selanjutnya, data tersebut akan disimpan dalam format file.csv yang nantinya akan diolah. Selain itu, data jantung dari EKG rakitan diklasifikasikan menggunakan K-NN dengan pemrograman bahasa Python.



**Gambar 2.** Blok diagram skenario penelitian

Proses pengambilan data pada 20 subjek dengan alat EKG memerlukan pemasangan elektroda yang tepat untuk memperoleh hasil yang akurat. Peletakan *lead* elektroda ditampilkan pada Gambar 1A. Data yang diambil berupa data dengan format .txt selama 1 menit untuk setiap kondisi. Data ini selanjutnya masuk ke tahap *preprocessing* untuk menghilangkan noise yang ada pada sinyal EKG. Data di filter dengan filter *Butterworth Low Pass Filter* dan FIR. Selanjutnya, tahap deteksi puncak PQRST yaitu, derivative, squaring, moving average, thresholding adjustment, dan diekstraksi fiturnya untuk mencari nilai interval berupa RR interval, PR interval, QRS interval, QT interval, dan ST interval menjadi sinyal PQRST. Data kemudian dihitung rata-rata nilai pada setiap subjek dalam kondisi duduk, jalan, dan lari. Durasi data kemudian disajikan dalam bentuk durasi rata-rata dan standar deviasi dari setiap interval. Metode K-NN digunakan untuk pengujian akurasi dalam mengklasifikasikan detak jantung normal dan tidak normal. Diagram blok dapat dilihat pada Gambar 2.

## 2.1 Parameter PQRST

Untuk menentukan subjek memiliki Aritmia atau tidak, peneliti menggunakan parameter-parameter pada siklus elektrokardiogram yaitu RR Interval, PR Interval, QS Complex, QT Interval, ST Segment, dan Qtc [18]. RR Interval adalah jarak antara dua kompleks R berturut-turut dalam siklus EKG. Ini digunakan untuk mengukur interval antara dua denyut jantung, memberikan informasi tentang irama jantung dan kecepatan denyut jantung. PR Interval adalah jarak antara kompleks P dan kompleks QRS dalam siklus EKG. Ini mencerminkan waktu yang dibutuhkan impuls listrik untuk menghantarkan dari nodus atrioventrikular (AV) ke ventrikel jantung. PR Interval memberikan informasi tentang konduksi AV dan dapat digunakan untuk mengevaluasi gangguan konduksi. QS Complex terjadi ketika kompleks QRS pada siklus EKG hanya memiliki gelombang Q dan gelombang S tanpa adanya gelombang R yang terlihat. Biasanya, ini mengindikasikan adanya infark miokardium atau kerusakan jaringan jantung di area yang sesuai dengan kompleks QS. QT Interval adalah interval antara awal kompleks QRS dan akhir kompleks T dalam siklus EKG. Ini mencerminkan durasi total depolarisasi dan repolarisasi ventrikel. Prolongasi QT Interval dapat menjadi tanda adanya risiko aritmia ventrikel. ST Segment adalah segmen antara akhir kompleks S dan awal kompleks T dalam siklus EKG. Ini mencerminkan periode perubahan polaritas listrik di antara depolarisasi ventrikel dan repolarisasi ventrikel. Perubahan pada ST. Segment dapat mengindikasikan iskemia miokard atau masalah pada repolarisasi ventrikel.

QTc (Corrected QT Interval) adalah interval QT yang dikoreksi berdasarkan kecepatan denyut jantung. Prolongasi QT Interval dapat menunjukkan adanya risiko aritmia ventrikel, tetapi nilai QT Interval dapat dipengaruhi oleh kecepatan denyut jantung yang berbeda-beda antara individu. Oleh karena itu, QTc digunakan untuk mengkoreksi nilai QT Interval dan memperhitungkan variabilitas kecepatan denyut jantung.

## 2.2 K-Nearest Neighbour (K-NN)

K-NN bertujuan untuk mengklasifikasikan objek baru berdasarkan training data yang sudah ada [19]. Algoritma K-NN mengklasifikasikan berdasarkan jarak terdekat dari *query instance* ke training data untuk menentukan K-NN-nya. Salah satu cara yang sering digunakan untuk menghitung jarak terdekat atau jauh yaitu dengan menggunakan metode *Euclidean Distance* [20-21].

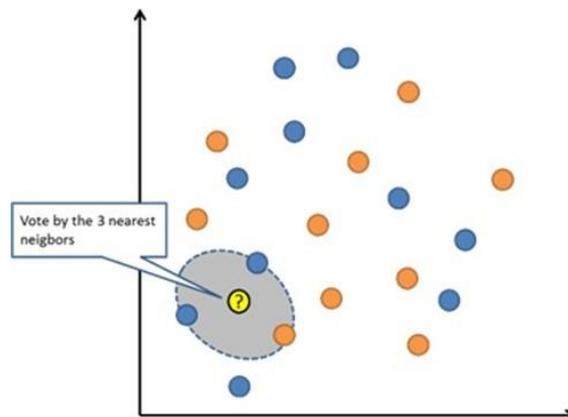
$$d(x_n, y_n) = \sqrt{(x_n - y_n)^2 + (x_n - y_n)^2} \quad (1)$$

*Euclidean Distance* berfungsi mengukur jarak dari satu subjek atau objek atau data ke lainnya. Rumus untuk *Euclidean Distance* ditunjukkan pada persamaan 1 dimana  $(x_n, y_n)$  adalah jarak Euclidean dari data  $x$  ke  $y$ ,  $n$  merupakan banyaknya parameter,  $x$  merupakan record ke- $n$ ,  $y$  merupakan record ke- $n$ . Untuk menghitung algoritma K-NN harus menentukan nilai  $k$  terlebih dahulu. Selanjutnya, menghitung jarak Euclidean dari setiap objek yang ada lalu urutkan objek-objek tersebut ke dalam kelompok dengan jarak terkecil. Setelah itu, objek-objek tersebut diklasifikasikan menggunakan *Nearest Neighborhood* dengan menggunakan modus atau yang data yang paling banyak sehingga diperoleh nilai *query instance*.

$$d(x_n, y_n) = \sqrt{(rr_1 - rr_1)^2 + (pr_1 - pr_1)^2 + (qs_1 - qs_1)^2 + (qt_1 - qt_1)^2 + (st_1 - st_1)^2 + Qtc_1 - Qtc_1)^2} \quad (2)$$

Algoritma K-NN dengan jarak *Euclidean distance* untuk klasifikasi aritmia normal dengan fitur PQRST sebagai parameternya. Sesuai dengan persamaan 1, di mana  $x_n$  merupakan data uji dan  $y_n$  merupakan data pelatihan yang digunakan untuk mengembangkan model klasifikasi.

Dalam penelitian ini, peneliti mengumpulkan 55 data pelatihan yang mewakili kategori "aritmia" dan 55 data pelatihan yang mewakili kategori "normal". Selanjutnya, peneliti memiliki 20 data uji yang perlu diklasifikasikan. Untuk setiap data uji, kami menghitung jarak Euclidean antara data uji tersebut dan seluruh data pelatihan menggunakan fitur PQRST. Setelah menghitung jarak Euclidean, kami memilih 5 tetangga terdekat berdasarkan jarak terkecil. Selanjutnya, peneliti mengamati label dari 5 tetangga terdekat tersebut dan memilih mayoritas label. Jika mayoritas tetangga terdekat adalah "aritmia", maka data uji tersebut diklasifikasikan sebagai "aritmia". Sebaliknya, jika mayoritas tetangga terdekat adalah "normal", maka data uji tersebut diklasifikasikan sebagai "normal". Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan parameter  $K=5$ , yang berarti peneliti mempertimbangkan pendapat mayoritas dari tetangga terdekat untuk melakukan klasifikasi. Dengan menggunakan metode K-NN dan jarak Euclidean, kami mengidentifikasi pola-pola dalam data uji untuk memprediksi apakah data tersebut termasuk dalam kategori "aritmia" atau "normal".

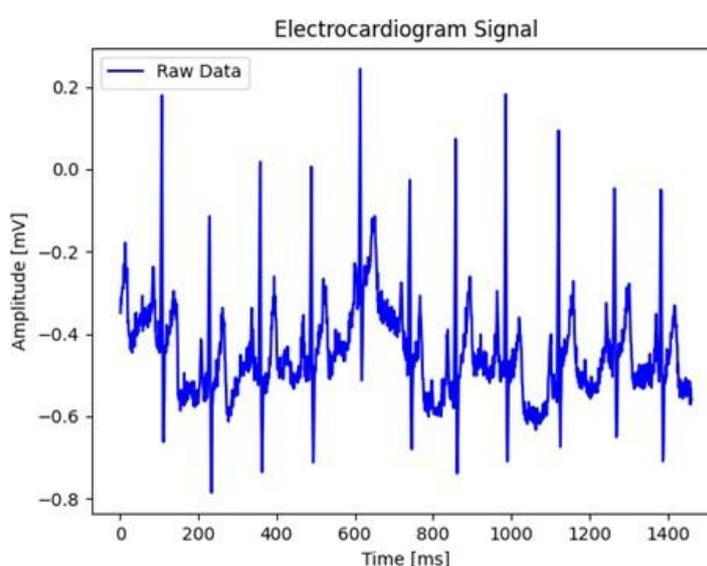


**Gambar 3.** Ilustrasi metode klasifikasi K-NN

Ketika nilai yang diperoleh dari rumus diatas besar, maka derajat kemiripan antara data training dan data uji adalah yang paling tinggi, dan sebaliknya, ketika nilai yang dihasilkan lebih kecil, maka derajat kemiripan antara dua objek tersebut adalah yang terdekat.

### 3. Hasil dan Pembahasan

Gambar 4 menampilkan *raw* sinyal EKG diambil oleh sensor AD8232 selama 2 menit per tiap kondisinya. Data tersebut disimpan dalam bentuk file.csv untuk diolah lebih lanjut oleh pemrograman python dengan aplikasi VSCode. Sinyal yang dihasilkan masih memiliki noise.Noise ini diakibatkan oleh interferensi daya dan *baseline-drifts* yang biasanya disebabkan oleh gerakan tubuh atau kontraksi otot serta pernapasan.



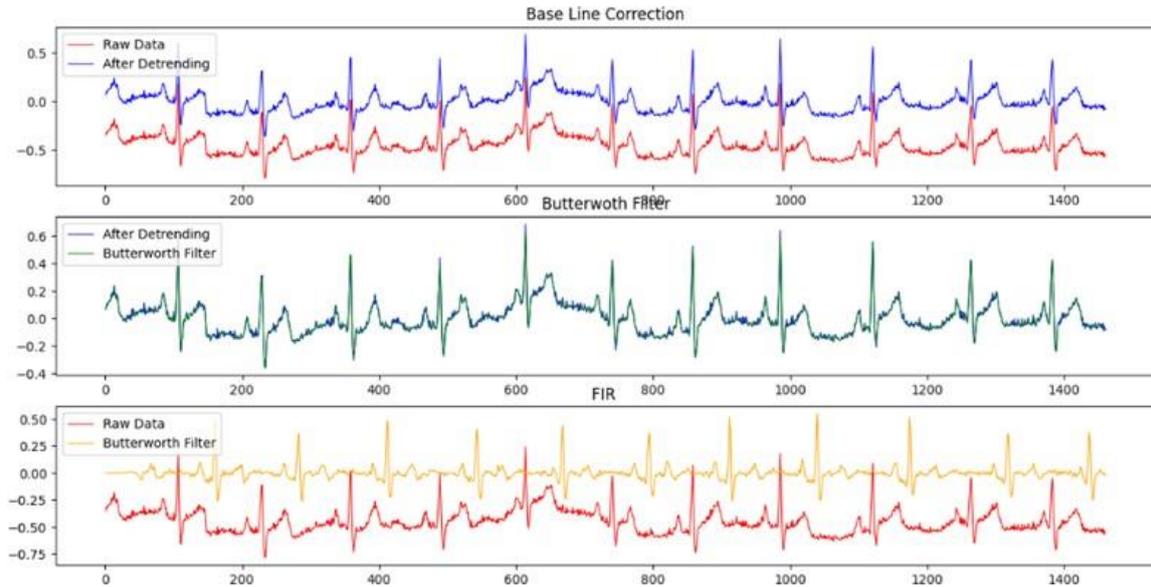
Gambar 4. Raw sinyal EKG

*Filter Butterworth Low Pass Filter*, *Baseline Correction*, dan FIR digunakan untuk mengurangi noise yang ada (Gambar 5). Filter bertujuan untuk memotong sinyal yang tidak dibutuhkan dan hanya menyimpan data yang kita perlukan saja. *Baseline correction* atau pengoreksian tingkat dasar sinyal EKG dilakukan menggunakan pendekatan *detrending*. *Detrending* adalah proses penghilangan atau pengurangan komponen dasar atau tren dari suatu sinyal. Sinyal EKG yang telah melewati *detrending* digunakan dalam beberapa langkah filter berikutnya.

Selanjutnya, filter Butterworth diterapkan dengan orde 4 dan memiliki  $\omega_c$  sebesar 0.6. Filter Butterworth ini digunakan untuk meredam komponen frekuensi tinggi yang tidak diinginkan dalam sinyal EKG. Filter FIR digunakan sebagai low pass filter dengan *cutoff frequency* sebesar 4.0 (parameter pertama) dan orde yang dihitung menggunakan fungsi `signal.kaiserord` dengan parameter *ripple* dan *width*. Filter FIR ini digunakan untuk meredam komponen frekuensi tinggi yang tidak diinginkan dalam sinyal EKG. Pemilihan orde pada filter yang digunakan berdasarkan pada analisis karakteristik sinyal EKG yang ingin dicapai.

Setelah sinyal data difilter, ekstraksi data dilakukan. Sinyal tersebut akan didefinisikan

berdasarkan karakteristik gelombang PQRST yang akan digunakan untuk mencari nilai interval dari sinyal jantung tersebut (Interval RR, interval PR, interval QRS, interval QT, dan interval ST) sebagai klasifikasi untuk menentukan keabnormalan sinyal jantung.



**Gambar 5.** Raw sinyal EKG sesudah di filter

Data yang di ekstrak memiliki ketimpangan data dimana terdapat data terlampaui tinggi dan data terlampaui rendah. Hal ini mengakibatkan rentang antar variabel data menjadi sangat jauh dan mempengaruhi dalam pengklasifikasian data. Sehingga diperlukan normalisasi data terlebih dahulu menggunakan metode Min-Max. Penormalisasian data dilakukan menggunakan Bahasa Python pada *software VS Code*. Setelah data dinormalisasi seperti pada Tabel 1, pengklasifikasian data dilakukan menggunakan metode K-NN). Klasifikasi dibagi menjadi 2 kelas, yaitu Aritmia dan Normal.

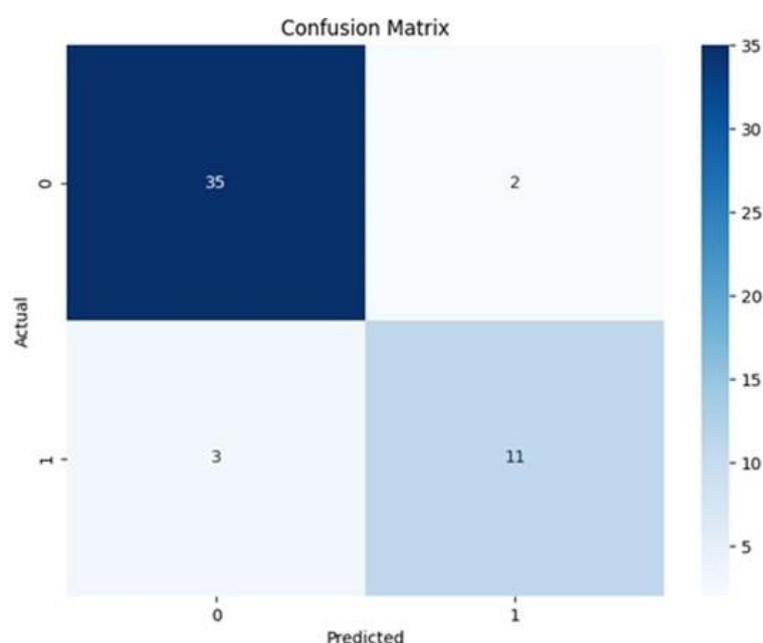
**Tabel 1.** 10 Subjek data yang telah dinormalisasi

Subject	RR Intervals		PR Intervals		QRS Width		ST Intervals		QT Intervals		Heart rate	QTc
	Avg Distance	STDev										
S1	0.56	0.13	1	0.26	0.39	0.04	0.64	0.61	0.62	0.76	0.29	0.64
S2	0.46	0.32	0.19	0.54	0.34	0.06	0.83	0.29	0.87	0.07	0.38	0.88
S3	0.52	0.77	0.2	0.33	0.59	0.05	0.55	0.76	0.35	0.67	0.32	0.57
S4	0.31	0.04	0.14	0.58	0.37	0.06	0.57	0.65	0.5	0.23	0.53	0.69
S5	0.44	0.12	0.49	0.14	0.6	0.68	0.22	0.28	0.25	0.27	0.4	0.29
S6	0.03	0.03	0.34	0.14	0.31	0.09	0.11	0.32	0.16	0.24	0.94	0.36
S7	0.74	0.09	0.7	0.6	0.35	0.1	0	0.09	0.01	0.02	0.15	0
S8	0.44	0.05	0.21	0.41	0.16	0.01	0.65	0.24	0.67	0.16	0.4	0.71
S9	0.7	0.52	0.34	0.4	0.28	0.04	0.44	0.78	0.36	0.62	0.18	0.41
S10	0.65	0.07	0.43	0.15	0.32	0.03	1	0.4	0.95	0.71	0.22	0.93

Untuk menentukan klasifikasi aritmia atau normal dengan benar, peneliti mengambil data mutakhir yang telah diuji dari *website Physionet*. 1.320 data yang terdiri dari 55 subjek dengan kondisi Aritmia dan 55 subjek dengan kondisi normal dengan masing-masing

memiliki 12 parameter berdasarkan interval PQRST. Data ini nantinya digunakan untuk membuat model klasifikasi K-NN. Selanjutnya, data yang diambil menggunakan teknologi EKG pada penelitian ini sebanyak 20 subjek yang terdiri dari 3 kondisi yang setiap subjek juga memiliki 12 parameter berdasarkan interval PQRST. Sehingga total data yang digunakan sebanyak 1.380 data. Pengklasifikasian data aritmia dan normal menggunakan *output* 1 untuk aritmia dan 0 untuk normal.

Dari data yang sudah diklasifikasikan ini, metode K-NN dilakukan untuk menentukan akurasi ketepatan pengklasifikasian data. Penentuan akurasi ini menggunakan software VSCode dengan bahasa Python dalam pengujiannya. Pada model klasifikasi yang dibuat menggunakan Python, KNN dengan  $n=5$  diciptakan dengan menggunakan kelas K Neighbors Classifier dari pustaka Scikit-Learn. Nilai  $n\_neighbors = 5$  menunjukkan bahwa model akan mencari lima tetangga terdekat dari data baru yang akan diprediksi dan menggunakan mayoritas label kelas darilima tetangga tersebut sebagai label kelas yang diprediksi untuk data baru.



**Gambar 6.** *Confusion Matrix*

Dalam kode tersebut, *random\_state* digunakan sebagai parameter pengontrol pengocokan data secara acak sebelum membaginya menjadi data *training* dan data uji. *Random\_state* memastikan pengacakan data acak yang akan sama setiap kali kode dieksekusi. Hal ini berguna untuk reproduktifitas hasil, terutama saat mengembangkan atau menguji model pembelajaran mesin.

Dengan 30% data uji dari total yang ada, akurasi yang didapatkan dari model klasifikasi K-NN yang dibuat sebesar 90%. Untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi yang dibuat, diperlukan *Confusion Matrix* (CM). Terdapat 4 parameter yang menentukan kinerja model klasifikasi dalam CM yaitu *True Positive* (TP), model memprediksi kelas positif dengan benar, *False Positive* (FP, model memprediksi kelas positif, tetapi sebenarnya negatif, *True Negative* (TN), model memprediksi kelas negatif dengan benar, *False Negative* (FN), model memprediksi kelas negatif, tetapi sebenarnya positif. Dari

CM pada Gambar 6, TP berjumlah 11, FP berjumlah 35, TN berjumlah 2, dan FN berjumlah 3.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan dari hasil ekstraksi dan klasifikasi sinyal PQRST menggunakan EKG untuk mendeteksi Aritmia, pengklasifikasian menggunakan metode K-NN menghasilkan tingkat akurasi sebesar 90% dengan data uji validasi sebesar 30% dari total data. Parameter sinyal EKG yang digunakan yaitu Interval RR, interval PR, interval QRS, interval QT, dan interval ST dengan 2 klasifikasi yaitu Aritmia dan Normal. Dengan hasil akurasi yang tinggi, teknologi yang digunakan sangat potensial dalam deteksi Aritmia. Untuk penelitian selanjutnya, diharapkan dalam proses perekaman lebih ditingkatkan agar mengurangi noise pada gelombang sinyal EKG.

#### Daftar Pustaka

1. WHO, The top 10 causes of death, 2020.[Online]. Available:<https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/the-top-10-causes-of-death>. [Accessed March 2023].
2. WHO, WHO reveals leading causes of death and disability worldwide: 2000-2019, 2020.[Online]. Available: <https://www.who.int/news/item/09-12-2020-who-reveals-leading-causes-of-death-and-disability-worldwide-2000-2019>. [Accessed March 2023].
3. S. C. Mohonta, M. A. Motin and D. K. Kumar, Electrocardiogram based arrhythmia classification using wavelet transform with deep learning model. *Sensing and Bio-Sensing Research*, vol. 37, 2022.
4. P. Madona, R. I. Basti and M. M. Zain, PQRST wave detection on ECG signals. *Gaceta Sanitaria*, vol. 35, no. 2, pp. 364-369, 2021.
5. N. F. Novita and D. P. Destiani, Interkasi Obat Terhadap Perpanjangan Interval Qt, *Farmaka*, vol. 18, no. 1, pp. 110-118, 2020.
6. R. Kher, Signal Processing Techniques for Removing Noise from ECG Signals. *Journal of Biomedical Engineering and Research*, vol. 3, no. 101, pp. 1-9, 2019.
7. A. W. Mirabel and K. G. Ledisi, Analyzing Electrocardiograph (ECG) using Signal Processing Technique. *Journal of Environmental Science, Computer Science and Engineering & Technology*, vol. 9, no. 1, pp. 100-110, 2020.
8. M. Putnikovic, Z. Jordan, Z. Munn, B. Corey and M. Ward. Use of Electrocardiogram Monitoring in Adult Patients Taking High Risk QT Interval Prolonging Medicines in Clinical Practice: Systematic Review and Meta Analysis. *Drug Safety*, vol. 45, pp. 1037-1048, 2022.
9. F. Murat, O. Yildirim, M. Talo, U. B. Baloglu, Y. Demir and U. R. Acharya, Application of deep learning techniques for heartbeats detection using ECG signals-analysis and review. *Computers in Biology and Medicine*, vol. 120, 2020.
10. D. Balta and E. M. Akyemis. Arrhythmia Detection using Pan-Tompkins Algorithm and Hilbert Transform with Real-Time ECG Signals. *Academic Perspective*, vol. 4, pp.307-315, 2021.
11. T.P. Utomo, N. Nuryani and A.S. Nugroho, A New Automatic QT-Interval Measurement Method for Wireless ECG Monitoring System Using Smartphone. *J Biomed Phys Eng*, vol. 11, no. 5, pp. 641-652, 2021.

12. S. C. Y. H. C. e. a. Chiu. Changes of ECG parameters after BNT162b2 vaccine in the senior high school students. *European Journal of Pediatrics*, vol. 182, p. 1155–1162, 2023.
13. A. S. Eltrass, M. B. Tayel and A. I. Ammar. Automated ECG multi-class classification system based on combining. *Neural Computing and Applications*, vol. 34, p. 8755–8775, 2022.
14. M. Amir, I. M. Syafaryuni and L. Prevalence and characteristics of atrial fibrillation in Makassar city population: A telemedicine study. *Gaceta Sanitaria*, vol. 35, no. 2, pp. 510-514, 2021.
15. S. S. Z. G. J. J. K. Y. Kang M. Mental Stress Classification Based on a Support Vector Machine and Naive Bayes Using Electrocardiogram Signals. *Sensors*, vol. 21, p. 23, 2021.
16. P. T. N. S. S. A. T. a. A. T. F. R. Pebriansyah. Design of Arrhythmia Early Detection Interface Using Laravel Framework. *2021 International Conference on Artificial Intelligence and Mechatronics Systems (AIMS)*, pp. 1-6, 2021.
17. I. N. a. S. F. Aldi. Comparison of Drug Type Classification Performance Using KNN Algorithm. *Sinkron : Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*, vol. 7, no. 3, pp. 1028-1034, 2022.
18. A. Pramuji. Performance of the K-Nearest Neighbors Method on Analysis of Social Media Sentiment. *JUI SI*, vol. 7, no. 1, pp. 32-37, 2021.
19. I. Handayani. Application of K-Nearest Neighbor Algorithm on Classification of Disk Hernia and Spondylolisthesis in Vertebral Column. *Indonesian Journal of Information Systems (IJIS)*, vol. 2, no. 1, pp. 57-66, 2019.
20. T. W. Bae and K. K. Kwon, "ECG PQRST complex detector and heart rate variability analysis using temporal characteristics of fiducial points, *Biomedical Signal Processing and Control*. 66, 102291, 2021, vol. 66, 2021.
21. N. Bui, D. T. Phan and T. P. Nguyen. Real-Time Filtering and ECG Signal Processing Based on Dual-Core Digital Signal Controller System. *IEEE Sensors Journal*, vol. 12, no. 20, pp. 6492-6503, 2020.