

PERANCANGAN ALAT DETEKSI KELAINAN JANTUNG DENGAN ANALISIS HASIL EKG BERBASIS MACHINE LEARNING

Tristan Rizky Setyawan^{*}), Tobias Kusuma Wibowo, Achmad Hidayatno, Darjat, dan Eko Handoyo

Departemen Teknik Elektro, Universitas Diponegoro, Semarang, Indonesia

^{*}E-mail: tristan.setyawan@gmail.com

Abstrak

Penyakit jantung merupakan penyakit yang mematikan, berdasarkan data dari *World Health Organization* (WHO) pada tahun 2021 angka kematian oleh penyakit jantung mencapai 17,8 juta jiwa. Salah satu jenis penyakit jantung yang mematikan adalah aritmia. Aritmia adalah kondisi ketika jantung berdetak lebih cepat dari biasanya. Penyakit ini menjadi mematikan karena banyak tidak disadari oleh penderitanya. Maka dari itu diperlukan cek secara berkala. Permasalahan yang muncul adalah ketika ingin melakukan cek ke dokter jantung diperlukan waktu yang lama. Alternatif lainnya adalah dengan membeli alat Elektrokardiogram (EKG), tetapi harga dari alat EKG sangat mahal. Apabila memang mampu untuk membeli alat EKG, tetap diperlukan pihak ketiga yang mampu membaca hasil dari gelombang EKG. Maka dari itu, diperlukan sebuah alat deteksi jantung yang ringkas, murah, dan tidak diperlukan pihak ketiga untuk pembacaan hasil. Pada pengerjaan makalah ini dibuatlah sebuah alat yang mampu mendeteksi adanya kelainan jantung, khususnya aritmia. Alat ini akan bekerja menggunakan sensor AD8232 yang akan terhubung dengan ESP32 untuk membaca aktivitas jantung. Untuk sistem analisis penyakit akan digunakan *machine learning* dengan model SVM yang akan mengklasifikasi data aktivitas jantung. Pada pengujiannya alat dapat membaca aktivitas jantung dengan baik. Sistem analisis juga dapat mengklasifikasikan data aktivitas jantung menjadi sehat dan sakit.

Kata kunci: aritmia, EKG, AD8232, ESP32, SVM

Abstract

Heart disease is a deadly illness, based on 2021 data from World Health Organization (WHO), death cause by this disease reached 17,8 million. One deadly type of heart disease is arrhythmia, where heart beats faster than normal, it's often unnoticed. Because of that, regular check is crucial. If one wants to get a check, they need to go to a cardiologist, but it takes time. Another alternative that occurs is to buy Electrocardiogram (ECG) device, but it's expensive. Even if one can afford it, it still requires third parties to help interpret the result. Hence, a compact, affordable, and self-interpreting detection device is needed. Based on that point, this project create a detection device that can do all of that point using AD8232 sensor and ESP32 as microcontroller. To analyze the disease machine learning is used with the SVM model. When the device is on the test, the result says that this device can detect the heart activity correctly, and the analysis system accurately classified the data to healthy and diseased.

Keywords: arrhythmia, ECG, AD8232, ESP32, SVM

1. Pendahuluan

Penyakit jantung merupakan penyakit yang mematikan, terlebih lagi bagi warga di daerah Asia Tenggara. Menurut Kemkes.go.id [1] berdasarkan data yang dikeluarkan oleh WHO pada tahun 2021 menunjukkan bahwa kematian yang disebabkan oleh penyakit jantung mencapai 17,8 juta jiwa, jumlah tersebut setara dengan kematian 1 dari 3 orang per tahunnya. Berdasarkan data dari Jnjmedtech.com [2] pada tahun 2021 sebanyak 32% dari kematian di seluruh dunia disebabkan oleh penyakit kardiovaskular.

Berdasarkan data yang dituliskan di atas dapat dilihat bahwa kesehatan jantung merupakan hal yang sangat penting untuk dirawat, karena penyakit ini sangat mematikan. Salah satu jenis penyakit jantung yang sering dianggap sepele adalah aritmia. Menurut Dona dkk [3] aritmia merupakan penyakit yang berhubungan dengan irama jantung yang tidak sesuai, penyakit ini terjadi ketika impuls listrik jantung tidak bekerja dengan baik sehingga membuat jantung berdetak dengan cara yang tidak seharusnya. Untuk proses deteksi adanya kelainan jantung digunakan alat yang bernama elektrokardiogram (EKG). Menurut Permana dkk [4] EKG bekerja berdasarkan

prinsip yang sederhana, jantung yang sehat akan memompa darah ke seluruh tubuh jika dirangsang oleh sinyal listrik yang bergerak menjangar sepanjang jalur yang telah ditentukan, EKG merupakan alat yang melacak kekuatan dan arah dari sinyal listrik tersebut. EKG merupakan alat yang digunakan para dokter ahli jantung untuk melakukan diagnosa awal mengenai kemungkinan penyakit berdasarkan gelombang yang muncul. Dalam satu siklus detak jantung terdapat 5 gelombang, yaitu ada gelombang P, Q, R, S, dan T. Tiap gelombang ini memiliki standarisasinya masing-masing dalam kondisi normal. Hal tersebut yang menjadi acuan dalam proses diagnosa pasien. Permasalahan yang terjadi adalah proses diagnosa masih terbatas dengan tenaga dokter, selain itu apabila ingin dilakukan proses *check-up* mandiri diperlukan biaya yang besar untuk membeli alat EKG. Belum dilakukannya proses automasi diagnosa menggunakan teknologi. Seiring berkembangnya teknologi mulai banyak ditemukan teknik untuk proses klasifikasi otomatis menggunakan kemampuan komputer yang disebut sebagai *machine learning*.

Menurut Wahyono [5] *machine learning* merupakan sebuah cabang dari ilmu kecerdasan buatan, khususnya mempelajari tentang bagaimana komputer mampu belajar dari data untuk meningkatkan kecerdasannya. Pada pengerjaan makalah ini *machine learning* akan dipergunakan untuk membantu mendeteksi kondisi jantung. Data yang akan digunakan adalah data hasil pemeriksaan EKG dari *Massachusetts Institute of Technology-Beth Israel Hospital (MIT-BIH)* [6], [7] yang merupakan kerja sama antara universitas MIT dengan rumah sakit BIH. Data tersebut disimpan secara *online* dan dapat digunakan oleh siapa saja. Banyak jenis *machine learning* yang sudah berkembang di masyarakat, mulai dari yang paling dasar seperti *decision tree* hingga yang kompleks seperti *Convolutional Neural Network (CNN)*. Tiap jenis *machine learning* memiliki kelebihan dan kekurangannya masing-masing. Untuk pengerjaan makalah ini digunakan model *machine learning Support Vector Machine (SVM)*. Menurut Rofi'i [8] SVM merupakan sistem pembelajaran yang pengklasifikasiannya menggunakan ruang hipotesis berupa fungsi-fungsi linier dalam sebuah ruang fitur berdimensi tinggi, dilatih dengan algoritma pembelajaran yang didasarkan pada teori optimasi dengan mengimplementasikan *learning bias* yang berasal dari teori pembelajaran statistik. SVM digunakan untuk melakukan proses klasifikasi, sehingga tidak diperlukan lagi tenaga dokter untuk melakukan diagnosa.

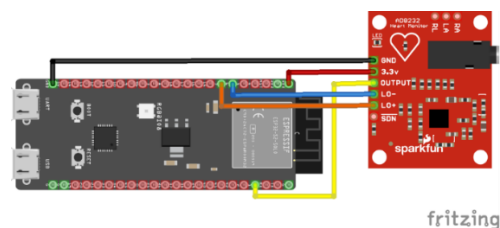
Untuk melakukan proses pembacaan aktivitas jantung digunakan sensor AD8232 yang dihubungkan dengan ESP32 sebagai mikrokontrolernya. Sensor ini merupakan sensor analog yang berguna untuk membaca aktivitas organ jantung berdasarkan impuls yang dikeluarkan oleh ototnya. Penggunaan sensor ini untuk mengatasi masalah biaya pembelian alat EKG yang mahal dan sulit untuk

didapatkan. Alasan penggunaan sensor ini karena mudah didapat dan harga yang terjangkau, sehingga menyebabkan makalah ini bisa dikatakan sebagai perancangan alat deteksi dini kelainan jantung yang *low cost* dan ringkas.

2. Metode

2.1. Perancangan Sistem Pengambilan Data

Sensor yang digunakan dalam pengambilan data adalah sensor analog AD8232 yang berfungsi untuk mengukur nilai *biopotensial* dalam tubuh. Penggunaan sensor AD8232 didasarkan pada kemampuan sensor ini dalam pembacaan yang cukup baik dan sesuai dengan yang dibutuhkan untuk membaca aktivitas jantung. Sensor ini bekerja berdasarkan prinsip sadapan Einthoven. Mikrokontroler yang digunakan pada makalah ini adalah ESP32, Mikrokontroler ini memiliki prosesor 32-bit LX7 dual-core Xtensa yang mampu bekerja dengan clock 240 MHz [9]. Fungsi mikrokontroler tersebut untuk mengontrol sensor kemudian mengirimkan data ke sistem analisis. Rangkaian yang digunakan untuk menghubungkan antara sensor dan ESP ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Pemasangan mikrokontroler dan sensor.

Dapat dilihat pada Gambar 1 untuk pin GND dan VCC pada sensor dihubungkan dengan pin *ground* dan 3.3 volt. Pin *output* dari sensor dihubungkan dengan pin 1 karena keluaran dari sensor merupakan data analog. Terakhir dapat dilihat untuk pin LO+ dan LO- di sensor dihubungkan dengan pin 5 dan 6.

Elektrode juga merupakan bagian penting dalam sistem pengambilan data. Pemasangan elektrode mengikuti pedoman sadapan segitiga Einthoven. Elektrode yang digunakan berjumlah 3 pasang yang memiliki fungsi tertentu. Persamaan berikut digunakan untuk menghitung nilai yang akan dijadikan bahan deteksi kelainan jantung.

$$\text{Sadapan I} = LA - RA \quad (1)$$

$$\text{Sadapan II} = LA - LL \quad (2)$$

$$\text{Sadapan III} = LL - RA \quad (3)$$

Keterangan:

I = Tegangan pada sadapan I

II = Tegangan pada sadapan II

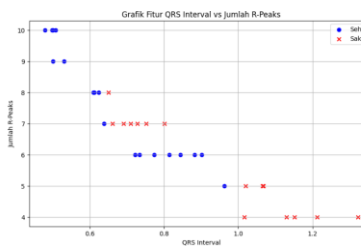
- III = Tegangan pada sadapan III
- RA = Tegangan pada lengan kanan
- LA = Tegangan pada lengan kiri
- LL = Tegangan pada kaki kiri

2.2. Perancangan Sistem Analisis

Pada pembuatan sistem analisis dilakukan ekstraksi fitur dari *dataset* yang digunakan. Fitur yang diekstraksi dari *dataset* adalah jumlah R peaks dan rata-rata QRS interval. Penggunaan kedua fitur berdasarkan teknik analisis penyakit aritmia yang umum digunakan. Pada proses ekstraksi *dataset*, digunakan algoritma Hamilton Segmenter. Menurut Hamilton dan Tompkins [10] software deteksi QRS merupakan bagian penting dalam komputersasi sistem monitoring modern, peran paling penting software ini adalah untuk monitoring aritmia. Algoritma ini digunakan untuk mencari titik puncak dan kompleks QRS pada sinyal. Pertama, dilakukan *preprocessing* pada sinyal. Pada bagian ini akan dilakukan *filtering* dengan *band pass filter* (BPF), kemudian setelah melewati BPF dilakukan proses diferensiasi dan pengkuadratan.

Tahap berikutnya adalah mencari titik puncak dan *fiducial mark location*. Tujuan dari mencari titik puncak adalah untuk menentukan di mana letak puncak R dari gelombang yang ada. Tujuan dari mencari *fiducial mark* adalah untuk menentukan apakah gelombang sudah menurun atau belum. Proses ini dilakukan karena pada gelombang EKG sesungguhnya akan dijumpai *noise* yang dapat mengganggu pembacaan, maka dari itu diperlukan *fiducial mark*. Proses berikutnya adalah menentukan QRS *decision rule*. Pada proses ini akan dilakukan pengambilan keputusan dari proses yang telah dilewati, apakah gelombang yang lewat merupakan kompleks QRS atau tidak. Proses pengambilan keputusan didasarkan pada banyak sinyal yang telah masuk ke proses algoritma sehingga terdapat data yang akan menentukan apakah sinyal merupakan bagian QRS atau tidak. Pada saat ada data baru yang dimasukkan dilakukan penyesuaian parameter kemudian dilakukan deteksi dan begitu seterusnya.

Proses berikutnya setelah dilakukan ekstraksi fitur perlu dicari tahu, apakah data dapat diproses menggunakan model *machine learning* SVM *linier* atau *non-linier*. Untuk menentukan apakah model *linier* atau *non-linier* yang akan dipakai, ada baiknya dilakukan pemetaan *dataset* yang sudah di ekstrak fiturnya terlebih dahulu. Hasil pemetaan dari *dataset* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Pemetaan *dataset*.

Dari hasil pemetaan *dataset* dapat dilihat bahwa data dibagi menjadi dua bagian, data sakit yang dinyatakan dengan titik merah dan data sehat yang dinyatakan dengan titik biru, kedua bagian ini yang akan mendasari model *machine learning* ketika mendapatkan data baru untuk di deteksi. Berdasarkan hasil pemetaan lebih baik jika digunakan model SVM *non-linier*. Penggunaan model ini didasari pada data yang dipetakan tidak dapat dipisahkan oleh garis lurus.

Ketika menggunakan SVM untuk menangani data non-linier digunakan kernel yang sesuai seperti kernel radial basis function (RBF) [11], sehingga data dapat diklasifikasikan menggunakan model *machine learning* SVM *non-linier*. Pada pengerjaan makalah ini digunakan kernel Radial Basis Function (RBF). Model dilatih dengan menggunakan total 50 *dataset*. *Dataset* yang digunakan merupakan *dataset* dari MIT-BIH [12], [13]. Rincian dari *dataset* tersebut adalah 25 *dataset* sehat dan 25 *dataset* sakit. Akurasi yang dihasilkan model dari pelatihan menggunakan 50 *dataset* tersebut adalah 90%. Angka tersebut dihasilkan dari persamaan berikut.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \times 100\% \tag{4}$$

Keterangan:

- Akurasi = Persentase akurasi model *machine learning* yang telah di latih
- TP = True Positive (Data sehat yang terbaca)
- FP = False Positive (Data sakit yang terbaca)
- TN = True Negative (Data sakit yang terbaca)
- FN = False Negative (Data sehat yang terbaca)

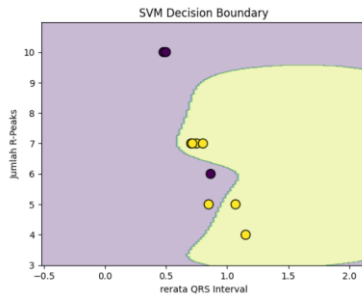
Dari total *dataset* tersebut diambil 20% untuk dijadikan data uji pembuatan model, yang berjumlah 10 data. Dari 10 data tersebut kemudian dijadikan data uji pembuatan model sehingga didapatkan TP sebanyak 6 data, FP sebanyak 0 data, TN sebanyak 3 data, dan FN sebanyak 1 data. Total data tersebut ketika dimasukkan ke dalam persamaan 4 menjadi.

$$Akurasi = \frac{6+3}{6+0+3+1} \times 100\%$$

$$Akurasi = \frac{9}{10} \times 100\%$$

Akurasi = 90%

Akurasi model SVM yang dihasilkan setelah proses pengolahan *dataset* adalah 90%. *Dataset* yang telah diolah kemudian dipetakan dalam *scatter plot* untuk melihat batas keputusan yang dihasilkan. Gambar 3 menunjukkan batas keputusan dari model SVM dalam bentuk *scatter plot*.



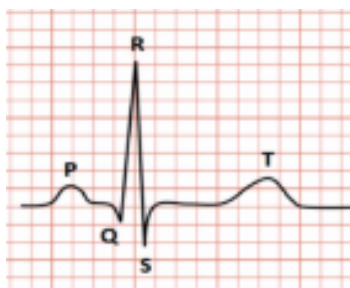
Gambar 3. Grafik batasan keputusan model SVM.

Berdasarkan pada Gambar 3 dapat dilihat bagian ungu merupakan bagian di mana data sehat akan berada, sedangkan untuk bagian kuning merupakan bagian di mana data sakit akan berada. Apabila ada data yang melewati batas keputusan maka akan ditunjuk sebagai data sakit.

3. Hasil dan Analisa

3.1. Pengujian Sensor

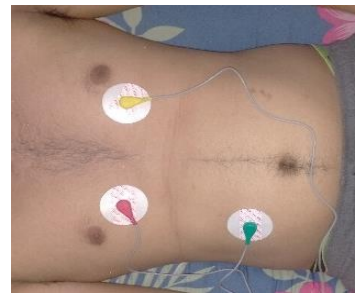
Pengujian sensor ini dilakukan dengan memasang alat ke beberapa responden yang bersedia. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui apakah sensor dapat membaca aktivitas jantung dengan baik melalui grafik hasil pembacaan. Proses pembacaan aktivitas jantung dilakukan dengan memasang alat kepada responden selama 30 detik dan kemudian ditampilkan hasilnya. Apabila hasil pembacaan aktivitas jantung responden menunjukkan terdeteksinya gelombang PQRST yang mirip dengan teori, maka sensor dapat dikatakan sensor bekerja dengan baik. Gambar 4 merupakan contoh satu siklus gelombang jantung yang baik.



Gambar 4. Satu siklus gelombang PQRST sesuai teori.

Pada Gambar 4 menunjukkan satu siklus gelombang EKG yang baik. Pada satu siklus EKG terdapat 5 gelombang utama, yaitu gelombang P, Q, R, S, dan T dan tiap gelombang pada kondisi normal memiliki spesifikasinya




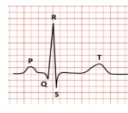


masing-masing [14]. Untuk pemasangan probe sensor AD8232 ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Pemasangan elektrode.

Proses pengujian sensor AD8232 dilakukan dengan menempelkan elektrode kepada responden seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5. Elektrode merupakan sebuah penghantar listrik yang terbuat dari stainless steel yang dilapisi dengan perak atau perak klorida [15]. Alat akan dipasangkan kepada 5 responden, yang berada dalam kondisi sehat. Pada saat pengujian responden harus berada dalam keadaan rileks, sehingga tidak menambah derau yang mengganggu hasil pembacaan. Penyajian hasil pembacaan akan dimasukkan ke dalam Tabel 1.

Tabel 1. Hasil pengujian sensor AD8232.

No	Hasil Pembacaan	Pembandingan	Kesesuaian
1			YA
2			YA
3			YA
4			YA
5			YA

Dapat dilihat pada Tabel 1, hasil pembacaan aktivitas jantung dengan sensor AD8232 pada responden 1 hingga 5 didapatkan bentuk yang mirip dengan teori. Dapat dilihat pada gelombang hasil pembacaan sensor terbentuk satu siklus gelombang PQRST, sehingga hasil dari pembacaan sensor sudah baik.

3.2. Pengujian Model *Machine Learning*

Pengujian model ini menggunakan *dataset* yang telah disiapkan. Penggunaan *dataset* diputuskan karena sulitnya mencari pasien penderita aritmia yang dapat dijadikan responden. *Dataset* yang digunakan merupakan *dataset* di luar data latih. Hal ini bertujuan agar model yang telah dibuat tidak mengenali data yang baru masuk, sehingga model mendeteksinya sebagai data baru. Model dirancang untuk membaca data dalam waktu 5 detik. Tujuan dari hal ini agar model dapat membaca data secara akurat. Dengan waktu yang singkat model memiliki tingkat ketelitian yang lebih tinggi untuk mengklasifikasi

data sehat ataupun data sakit. Ketika data uji yang masuk lebih dari batas waktu model, program sudah dipersiapkan untuk membagi data tersebut menjadi beberapa bagian agar dapat dilakukan proses analisis dengan model yang telah tersedia.

Hasil pengujian akan disajikan dalam bentuk tabel. Tabel yang disajikan akan dibagi menjadi 2. Tabel pertama merupakan hasil analisis untuk data sehat dan tabel kedua merupakan hasil analisis data sakit. Tabel 2 dan Tabel 3 menunjukkan hasil analisis dari model *machine learning*.

Tabel 2. Hasil analisis model *machine learning* data sehat.

No	Hasil	Nilai		Kesimpulan	Kesesuaian
		Rata-rata Interval QRS	Jumlah R Peaks		
1	SEHAT	0,936	5	SEHAT	YA
	SEHAT	0,938	6		
	SEHAT	0,877	5		
	SEHAT	0,896	6		
2	SEHAT	0,364	14	SEHAT	YA
	SEHAT	0,392	13		
	SEHAT	0,544	9		
	SEHAT	0,529	9		
3	SEHAT	0,714	6	SEHAT	YA
	SEHAT	0,766	6		
	SEHAT	0,871	6		
	SEHAT	0,797	6		
4	SEHAT	0,583	8	SEHAT	YA
	SEHAT	0,586	8		
	SEHAT	0,525	9		
	SEHAT	0,520	10		
5	SEHAT	0,783	6	SEHAT	YA
	SEHAT	0,836	6		
	SEHAT	0,764	6		
	SEHAT	0,843	5		

Tabel 3. Hasil analisis model *macine learning* data sakit.

No.	Hasil	Nilai		Kesimpulan	Kesesuaian
		Rata-rata Interval QRS	Jumlah R Peaks		
1	SAKIT	0,722	7	SAKIT	YA
	SAKIT	0,695	7		
	SAKIT	0,670	7		
	SAKIT	0,683	8		
2	SAKIT	1,045	5	SAKIT	YA
	SAKIT	1,028	4		
	SEHAT	0,893	6		
	SAKIT	1,025	5		
3	SAKIT	0,955	5	SAKIT	YA
	SAKIT	0,963	5		
	SEHAT	0,948	5		
	SEHAT	0,549	9		
4	SEHAT	0,788	6	SAKIT	YA
	SAKIT	0,773	7		
	SEHAT	0,819	6		
	SEHAT	0,947	5		
5	SEHAT	0,764	6	SAKIT	YA
	SEHAT	0,784	6		
	SEHAT	0,534	6		
	SAKIT	1,052	4		

Pada Tabel 2 dan Tabel 3 di atas menunjukkan hasil analisis menggunakan model *machine learning*, hasil yang ditunjukkan dapat dikatakan sudah baik. Hal ini terjadi karena model sudah dapat menunjukkan hasil yang sesuai untuk data sehat dan data sakit. Untuk data sakit, penyimpulan hasil analisis berdasarkan pada minimal terdapat satu hasil pembacaan yang menyatakan sakit. Pembagian tiap 5 detik dilakukan karena penyakit aritmia berada pada titik yang berbeda untuk tiap orang. Aritmia dapat menyerang pada titik awal, tengah, dan akhir.

4. Kesimpulan

Pada pengerjaan makalah ini bisa disimpulkan dapat dibuat alat deteksi jantung yang murah, ringkas, dan dapat menginterpretasi hasil pembacaan secara mandiri. Hal ini ditunjukkan dari hasil analisa bahwa alat dapat mendeteksi aktivitas jantung dengan baik, dibuktikan dengan hasil pembacaan menunjukkan siklus gelombang PQRST yang sesuai dengan teori. Hasil dari sistem analisis juga menunjukkan bahwa sistem dapat mengklasifikasikan data sehat dan data aritmia dengan baik. Terlebih lagi, model *machine learning* yang digunakan sebagai dasar sistem analisis memiliki akurasi sebesar 90%. Pembagian analisis data ke dalam 5 detik bertujuan untuk mendapatkan hasil deteksi yang lebih akurat, karena letak penyakit aritmia pada tiap orang berbeda. Terdapat aritmia yang berada di awal, tengah, dan juga akhir.

Daftar Pustaka

- [1] Kemkes, "Satu dari Tiga Kematian Disebabkan oleh Jantung, Ayo Cegah Serangan Jantung," *upk.kemkes.go.id*, 2021. <https://upk.kemkes.go.id/new/satudari-tiga-kematian-disebabkan-oleh-jantung-ayo-cegah-serangan-jantung> (accessed Oct. 2022).
- [2] "A Growing Epidemic: Atrial Fibrillation," *Jnjmedtech*, 2021. <https://www.jnjmedtech.com/en-US/growing-epidemic-atrial-fibrillation-afib-across-globe> (accessed Oct. 10, 2023).
- [3] D. Dona, H. Maradona, and M. Masdewi, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Jantung Dengan Metode Case Based Reasoning (CBR)," *ZONasi: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 3, no. 1, pp. 1–12, Apr. 2021, doi: <https://doi.org/10.31849/zn.v3i1.6442>.
- [4] M. Permana, A. Hanuranto, and S. Sussi, "Rancang Bangun Alat Pendeteksi Dini Penderita Aritmia Berbasis Internet Of Things (iot)," *eProceedings of Engineering*, vol. 6, no. 2, Aug. 2019.
- [5] R. Sofiana, R. Maulana, and F. Utaminingrum, "Implementasi Sistem Pendeteksi Atrial Fibrillation Berbasis Arduino Uno Menggunakan Metode Support Vector Machine," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 1, pp. 138–145, 2021.
- [6] G. Moody and R. Mark, "MIT-BIH Arrhythmia Database v1.0.0," *www.physionet.org*, Feb. 24, 2005. <https://www.physionet.org/content/mitdb/1.0.0/>
- [7] G. Moody, "MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database v1.0.0," *www.physionet.org*, Aug. 03, 1999. <https://www.physionet.org/content/nsrdb/1.0.0/>
- [8] M. Rofii, "Identifikasi Fibrilasi Atrium Pada Isyarat Elektrokardiogram (EKG) Menggunakan Support Vector Machine (SVM)," *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, vol. 9, no. 1, pp. 231–240, Apr. 2018, doi: <https://doi.org/10.24176/simet.v9i1.2080>
- [9] Espresif System Co., "ESP32 S3 Series Datasheet," Jul. 2023. Accessed: Oct. 03, 2023. [Online]. Available: https://www.espressif.com/sites/default/files/documentat ion/esp32-s3_datasheet_en.pdf.
- [10] P. S. Hamilton and W. J. Tompkins, "Quantitative Investigation of QRS Detection Rules Using the MIT/BIH Arrhythmia Database," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. BME-33, no. 12, pp. 1157–1165, Dec. 1986, doi: <https://doi.org/10.1109/tbme.1986.325695>.
- [11] R. Pambudi, "Deteksi Penggunaan Masker dengan Algoritma RBF Support Vector Machine," *JMLCI*, Jun. 2020.
- [12] G. Moody and R. Mark, "MIT-BIH Arrhythmia Database v1.0.0," *www.physionet.org*, Feb. 24, 2005. <https://www.physionet.org/content/mitdb/1.0.0/>
- [13] G. Moody, "MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database v1.0.0," *www.physionet.org*, Aug. 03, 1999. <https://www.physionet.org/content/nsrdb/1.0.0/>
- [14] H. Sulastomo, *Buku Manual Keterampilan Klinis Interpretasi Pemeriksaan Elektrokardiografi (EKG)*. Surakarta: Fakultas Kedokteran Univeristas Sebelas Maret, 2019.
- [15] P. Madona and R. Fadilla, "Akuisisi Sinyal Electrocardiography (ECG) Berbasis Arduino," *Jurnal Elektro dan Mesin Terapan*, vol. 7, no. 1, pp. 35–46, May 2021, doi: <https://doi.org/10.35143/elementer.v7i1.4449>.