Sistem Pendeteksi Fibrilasi Atrium Berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) Menggunakan EKG Portable

1st Fallerina Ribka Angela
Universitas Telkom
S1-Teknik Elektro
Bandung, Indonesia
fallerinaribka@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Dr.Estananto, S.T.,M.Sc.
Universitas Telkom
S1 Teknik Elektro
Bandung, Indonesia
estananto@telkomuniversity.ac.id

3rd Dr. Muhammad Ary Murti, S.T., M.T
Universitas Telkom
S1 Teknik Elektro
Bandung, Indonesia
arymurti@telkomuniversity.ac.id

Fibrilasi atrium merupakan salah satu jenis aritmia yang ditandai dengan aktivitas listrik jantung yang cepat dan tidak teratur, serta berpotensi meningkatkan risiko stroke dan gagal jantung jika tidak terdeteksi secara dini. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengembangkan sistem pendeteksi fibrilasi atrium berbasis Convolutional Neural Network (CNN) yang terintegrasi dengan perangkat EKG portabel. Sistem ini menggunakan tiga elektroda untuk merekam sinyal listrik jantung, yang kemudian dikirimkan ke aplikasi mobile melalui mikrokontroler ESP32. Data sinyal EKG dan fitur RR interval yang diterima akan diproses menggunakan model CNN untuk mengklasifikasikan kondisi jantung sebagai "normal" atau "fibrilasi atrium". Model CNN yang dikembangkan berhasil mencapai akurasi sebesar 99,48% dan F1-Score sebesar 97,80%, menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik. Aplikasi mobile juga dirancang untuk menampilkan sinyal EKG, nilai detak jantung (BPM), dan hasil klasifikasi secara real-time. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem ini mampu memberikan solusi yang efektif dan efisien dalam melakukan pemantauan jantung secara mandiri dan deteksi dini fibrilasi atrium.

***Kata kunci*— fibrilasi atrium, sinyal EKG, CNN, ESP32, perangkat portabel**

I. PENDAHULUAN

Fibrilasi atrium (AF) merupakan salah satu jenis aritmia jantung yang ditandai oleh aktivitas listrik atrium yang cepat dan tidak teratur, sehingga menyebabkan gangguan koordinasi kontraksi jantung [1]. Gejala umumnya meliputi detak jantung tidak teratur, sesak napas, kelelahan, pusing, dan pembengkakan tubuh [2]. Bila tidak ditangani, AF dapat memicu komplikasi serius seperti stroke, serangan jantung, atau kematian mendadak [3], sehingga deteksi dini sangat penting [4]. Elektrokardiogram (EKG) berperan penting dalam mendeteksi kelainan irama jantung karena mampu merekam aktivitas listrik jantung secara terus-menerus [5]..

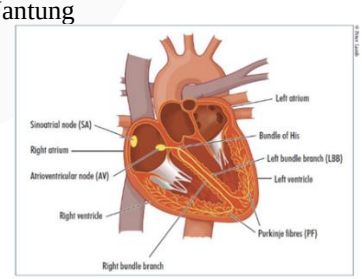
EKG menghasilkan sinyal listrik jantung dalam bentuk gelombang P, kompleks QRS, dan gelombang T, yang merepresentasikan fase-fase kontraksi dan relaksasi jantung [6][7]. Namun, interpretasi EKG secara konvensional masih memiliki keterbatasan, terutama dari segi efisiensi dan potensi kesalahan diagnosis. Untuk itu, metode berbasis kecerdasan buatan seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) telah dikembangkan untuk mendeteksi fibrilasi atrium secara otomatis dan lebih akurat [8].

Sebagian besar sistem deteksi AF masih bergantung pada perangkat EKG konvensional berukuran besar dan hanya dapat digunakan di fasilitas medis. Oleh karena itu, dibutuhkan solusi yang portabel, real-time, dan mudah digunakan oleh masyarakat umum. Andersen et al. (2019) telah mengembangkan sistem deteksi real-time berbasis CNN menggunakan data dari MIT-BIH AFDB, dengan sensitivitas mencapai 98,98% dan spesifisitas 96,95% [9].

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan untuk merancang sistem deteksi fibrilasi atrium berbasis CNN yang terintegrasi dengan perangkat EKG portabel 3-leads. Sistem ini dirancang agar dapat mengklasifikasikan sinyal EKG menjadi "normal" atau "fibrilasi atrium" secara otomatis, portabel, dan praktis untuk pemantauan mandiri. Diharapkan sistem ini dapat menjadi alternatif pemantauan jantung di luar fasilitas klinis dengan akurasi tinggi dan kemudahan penggunaan..

II. KAJIAN TEORI

A. Anatomi Jantung



GAMBAR 1
(Struktur Jantung [14])

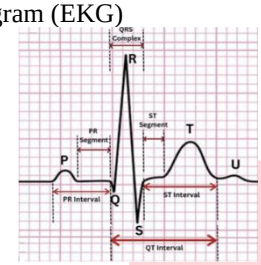
Jantung merupakan organ vital yang terdiri atas empat ruang (dua atrium dan dua ventrikel) yang bekerja secara terkoordinasi untuk memompa darah ke seluruh tubuh. Struktur otot jantung membentuk pola heliks (helical ventricular myocardial band) yang memungkinkan kontraksi lebih efisien [11]. Sistem konduksi jantung yang terdiri dari nodus SA, nodus AV, dan serabut Purkinje menghasilkan aktivitas listrik yang mengatur ritme detak jantung. Detak

jantung diukur dalam satuan beats per minute (BPM) dan menjadi indikator penting dalam evaluasi kesehatan [12][13].

B. Aktivitas Lisrtik Jantung

Aktivitas listrik jantung dihasilkan oleh potensial aksi dari sel pacu jantung yang mampu menghasilkan impuls secara otomatis tanpa rangsangan eksternal. Impuls ini menyebar ke seluruh jaringan dan memicu kontraksi jantung secara ritmis dan teratur [15].

C. Elektrokardiogram (EKG)

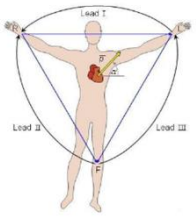


GAMBAR 2
(Gelombang Sinyal EKG [17])

Elektrokardiogram (EKG) adalah prosedur non-invasif untuk merekam aktivitas listrik jantung menggunakan elektroda yang ditempelkan di kulit. Hasil rekaman ditampilkan dalam bentuk gelombang, terdiri dari gelombang P (depolarisasi atrium), kompleks QRS (depolarisasi ventrikel), dan gelombang T (repolarisasi ventrikel) [16].

Gelombang P memiliki amplitudo <0,3 mV dan durasi P-R antara 0,12–0,20 detik. Kompleks QRS menunjukkan puncak R 1,6–3 mV, gelombang Q sekitar 25% dari R, dan durasi 0,06–0,10 detik. Gelombang T memiliki amplitudo 0,1–0,5 mV dengan durasi interval QT sekitar 0,35–0,44 detik, serta interval S-T antara 0,05–0,15 detik [17][18].

D. Teknik Sadapan Sinyal



GAMBAR 3
(Segitiga Eindhoven [18])

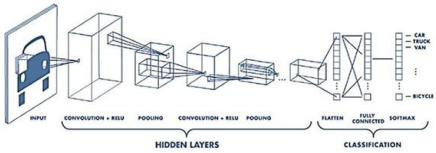
Sadapan sinyal EKG didasarkan pada prinsip segitiga Einthoven, yang menggunakan tiga elektroda bipolar: lengan kanan, lengan kiri, dan tungkai kiri. Tiga sadapan utama (I, II, III) memungkinkan pencatatan sinyal dari berbagai sumbu jantung untuk deteksi kelainan irama [18].

E. Fibrilasi Atrium

GAMBAR 4
(Perbandingan Sinyal Normal dan Fibrilasi atrium [20])

Fibrilasi atrium adalah gangguan irama jantung yang ditandai oleh hilangnya gelombang P, interval R–R yang tidak teratur, dan laju ventrikel yang cepat (150–220 bpm) [19]. Kondisi ini dapat menyebabkan pusing, sesak napas, nyeri dada, hingga peningkatan risiko stroke [19][20].

F. Convolutional Neural Network (CNN)



GAMBAR 5
(Arsitektur CNN [21])

CNN merupakan metode deep learning yang mampu mengekstraksi fitur dari data spasial seperti sinyal EKG. CNN terdiri dari beberapa lapisan: convolutional (untuk ekstraksi fitur), pooling (untuk subsampling), fully connected (untuk klasifikasi), dan output layer (sigmoid atau softmax) [8][21]. CNN mampu mengklasifikasikan sinyal EKG normal maupun yang mengalami fibrilasi atrium secara otomatis..

III. METODE

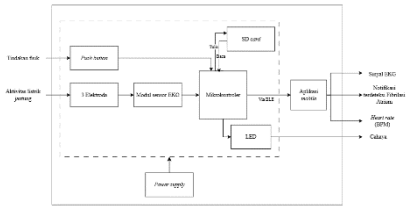
Penelitian ini merancang sistem deteksi fibrilasi atrium berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) yang terintegrasi dengan perangkat EKG portabel. Sistem ini terdiri dari tiga komponen utama, yaitu perangkat keras, perangkat lunak, dan algoritma klasifikasi berbasis CNN. Sistem bekerja dengan menangkap sinyal EKG melalui elektroda 3-leads, memprosesnya menggunakan sensor ADS1293, lalu mengirimkan data ke mikrokontroler ESP32 dan aplikasi mobile untuk dianalisis. Pada GAMBAR 5 merupakan perancangan system EKG portable saat digunakan oleh pengguna.

GAMBAR 6
(Ilustrasi saat pengguna menggunakan EKG portable)

A. Desain Sistem

Desain sistem deteksi fibrilasi atrium berbasis Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan EKG portabel dimulai dengan perancangan blok diagram yang menggambarkan alur kerja dari akuisisi hingga klasifikasi sinyal. Sinyal jantung ditangkap oleh elektroda 3-leads dan diproses oleh sensor EKG ADS1293 untuk diperkuat, difilter, dan dikonversi ke bentuk digital. Data kemudian dikirim ke mikrokontroler ESP32 melalui SPI untuk disimpan ke SD card dan diteruskan ke aplikasi mobile melalui Bluetooth Low Energy (BLE).

Aplikasi menampilkan sinyal EKG dan menjalankan model CNN untuk mendeteksi fibrilasi atrium. Sistem didukung indikator LED, tombol fisik, dan baterai Li-Po sebagai sumber daya utama. Diagram blok sistem ditampilkan pada Gambar 7...



GAMBAR 7
(Diagram Blok untuk deteksi fibrilasi atrium pada EKG portable)

B. Fungsi dan Fitur

Fungsi utama dari sistem adalah mendeteksi fibrilasi atrium dan menampilkan hasil secara real-time. Komponen-komponen memiliki peran sebagai berikut:

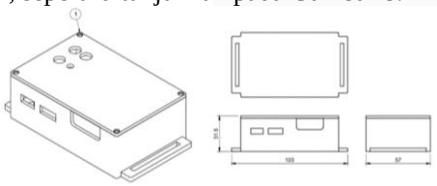
1. Baterai Li-Po : menyediakan daya bagi seluruh perangkat.
2. Elektroda : Menangkap sinyal listrik jantung.
3. Sensor EKG ADS1293 : Menerima, memperkuat, dan memfilter sinyal jantung.
4. Mikrokontroler ESP32 : Memperoses dan mengirim data ke aplikasi
5. Aplikasi Mobile : Menampilkan sinyal dan hasil klasifikasi

Fitur utama sistem ini meliputi :

1. Pengiriman Data melalui BLE
2. Deteksi Fibrilasi Atrium otomatis menggunakan CNN.
3. Tampilan Hasil Klasifikasi langsung pada aplikasi.

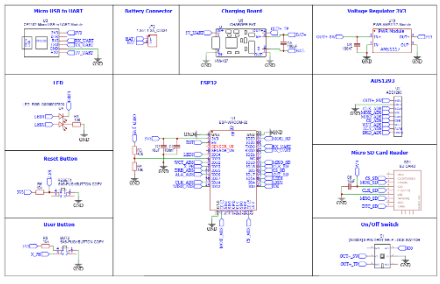
C. Design Perangkat Keras

Sistem deteksi fibrilasi atrium menggunakan EKG portabel dirancang dengan komponen utama berupa mikrokontroler ESP32, sensor EKG ADS1293, baterai LiPo, dan elektroda 3-leads. Semua komponen dirakit dalam satu box portabel dengan strap elastis yang nyaman digunakan oleh pasien, seperti ditunjukkan pada Gambar 8.



GAMBAR 8
(Design Perangkat Keras)

Wiring diagram sistem ditampilkan pada Gambar 9, mencakup koneksi antar komponen seperti ESP32, ADS1293, LED indikator, switch button, charger baterai, dan regulator 3.3V. Tata letak pada PCB dirancang untuk meminimalkan noise dan memaksimalkan efisiensi kerja sistem.

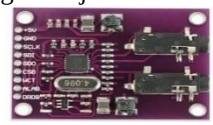


GAMBAR 9
(Wiring Diagram Perangkat EKG Portabel)

1. Spesifikasi Komponen Perangkat Keras

a) Sensor EKG ADS 1293 :

Sensor ini berfungsi sebagai analog front-end (AFE) untuk menangkap, memperkuat, dan memfilter sinyal EKG, serta mengubahnya menjadi sinyal digital yang dikirim ke mikrokontroler. Komunikasi menggunakan SPI, mendukung hingga 25 kSPS, dan resolusi hingga 24-bit ADC. Tegangan kerja berkisar 2.0V–3.6V.



GAMBAR 10 (Sensor ADS1293)

b) Mikrokontroler ESP32 :

ESP32 merupakan chip dengan konektivitas Wi-Fi dan BLE 5.0, RAM 520 KB, serta flash eksternal 4 MB. Mendukung hingga 18 saluran ADC 12-bit, fitur keamanan enkripsi, dan komunikasi SPI untuk koneksi ke sensor.

GAMBAR 11
(ESP32)

c) Baterai LiPo :

Baterai ini digunakan sebagai sumber daya utama sistem. Memiliki kapasitas cukup besar dalam ukuran kompak dan dilengkapi konektor JST 2-pin..

GAMBAR 12
(Baterai Lipo)

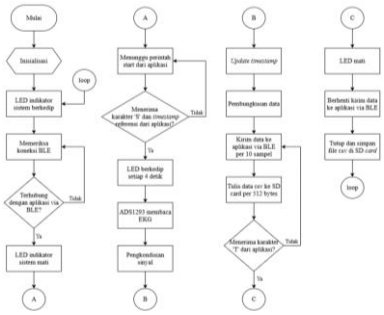
d) Elektroda EKG :

Elektroda menangkap sinyal biopotensial dari tubuh dan mentransmisikannya ke sensor. Desain perekat dan kabel fleksibel mendukung kenyamanan pemakaian serta mobilitas pengguna.

GAMBAR 13
(Elektroda EKG)

D. Desain Perangkat Lunak

Perangkat lunak pada sistem EKG portabel dirancang untuk mendeteksi fibrilasi atrium dari sinyal listrik jantung yang diterima. Setelah sinyal ditangkap oleh elektroda dan diproses oleh sensor, data dikirim ke aplikasi mobile melalui ESP32 menggunakan bahasa pemrograman C++. Aplikasi kemudian memvisualisasikan sinyal dan menjalankan model CNN untuk menganalisis kemungkinan fibrilasi atrium, sebagaimana ditunjukkan pada flowchart Gambar 14



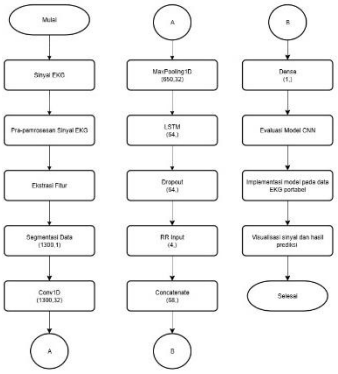
GAMBAR 14
(Flowchart Codingan EKG Poertabel.)

1. Spesifikasi Sub Sistem Input

Input sistem dimulai dari aktivasi melalui saklar, diikuti pembacaan sinyal oleh sensor ADS1293. Sensor ini memperkuat, memfilter, dan mengubah sinyal analog menjadi digital.

2. Spesifikasi Sub Sistem Pemrosesan

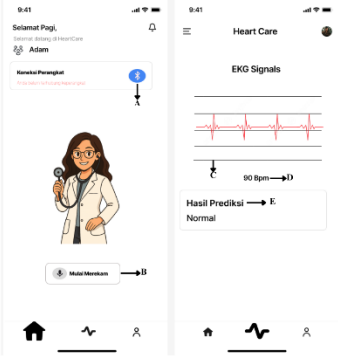
Setelah koneksi berhasil, sinyal digital diteruskan ke aplikasi. Di dalam aplikasi, algoritma CNN menganalisis pola sinyal untuk mendeteksi fibrilasi atrium. Proses kerja subsistem ini digambarkan pada Gambar 15.



GAMBAR 15
(Flowchart Codingan EKG Portabel)

3. Spesifikasi Sub Sistem Output

Hasil klasifikasi ditampilkan melalui antarmuka aplikasi yang menampilkan koneksi Bluetooth (A), tombol perekaman (B), grafik sinyal jantung (C), BPM (D), dan status deteksi fibrilasi atrium (E), seperti ditunjukkan pada Gambar 16.



GAMBAR 16
(Tampilan Antarmuka Pengguna).

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Evaluasi Kualitas Sinyal EKG

Pengujian kualitas sinyal dilakukan untuk mematikan sistem EKG portable mampu merekam sinyal jantung secara valid untuk analisis fibrilasi atrium. Pengujian ini dilakukan melalui pemasangan elektroda 3-*lead* pada tubuh subjek, dan sinyal dikirim ke aplikasi.

Beberapa parameter yang diuji meliputi :

1. Sampling Rate

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kestabilan laju pengambilan sampel pada sistem EKG portabel. Sistem menggunakan modul ADS1293 dengan output data rate sebesar 267 Hz, memenuhi standar minimum 250 Hz yang diperlukan untuk representasi akurat gelombang EKG seperti P, QRS, dan T [1]. Berdasarkan perhitungan menggunakan persamaan (1).

$$Periode\ (T) = \frac{1}{f\ (Banyak\ sampel\ dalam\ 1\ detik)} \quad (1)$$

$$Periode\ (T) = \frac{1}{267} = 0.00374\ s\ \approx 3.7\ ms$$

Artinya, sistem menghasilkan satu sampel setiap sekitar 3,7 milidetik. Hasil pengujian selama 15 kali perekaman menunjukkan rata-rata selisih waktu antar sampel sebesar 3,75 ms. Nilai ini mendekati nilai teoritis dan menunjukkan bahwa sistem bekerja stabil dan sesuai spesifikasi

TABEL 1.
(PENGUJIAN DAN PERHITUNGAN RATA-RATA SELISIH WAKTU)

Record No	Rata-Rata Selisih Waktu (ms)
1	3,74986
2	3,74989
3	3,74987
4	3,74983
5	3,74989
6	3,74985
7	3,74984
8	3,74983
9	3,74985
10	3,74984
11	3,74984
12	3,74989
13	3,74989
14	3,74982
15	3,74985
Rata-Rata	3,75

2. Rentang Amplitudo

Pengujian ini dilakukan untuk mengukur kemampuan sistem dalam menangkap variasi amplitudo sinyal EKG. Modul ADS1293 digunakan sebagai akuisisi data dengan resolusi tinggi. Dari 15 kali perekaman, diperoleh rata-rata rentang amplitudo sebesar 4,59 mV, dengan nilai minimum -1,35 mV dan maksimum 3,24 mV, yang cukup untuk merepresentasikan morfologi gelombang P, QRS, dan T.

Agar sinyal sebanding dengan data referensi seperti MIT-BIH AFDB dan NSRDB, dilakukan baseline correction menggunakan metode *mean subtraction* sesuai Persamaan [2] (2):

$$x_{normal} = x - \mu \quad (2)$$

Visualisasi sinyal sebelum dan sesudah koreksi ditunjukkan pada Gambar 17. Setelah baseline correction, sinyal lebih stabil dan siap untuk dianalisis lebih lanjut.

GAMBAR 17

(Sinyal EKG sebelum dan sesudah *baseline corection)*.

Koreksi ini menghilangkan offset DC sehingga sinyal terpusat di sekitar nol dan siap dianalisis lebih lanjut. Hasil visualisasi ditunjukkan pada Gambar 17. Detail rentang amplitudo per data uji disajikan pada Tabel berikut:

TABEL 2
(PENGUJIAN DAN PERBANDINGAN ALAT EKG DENGAN OXIMETER)

Record No	Amplitudo Minimum (mV)	Amplitudo Maksimum (mV)	Rentang Amplitudo (mV)
1	-1,35	3,21	4,56
2	-1,48	3,31	4,79
3	-1,34	3,22	4,56
4	-1,31	3,14	4,45
5	-1,33	3,21	4,5
6	-1,61	3,26	4,87
7	-1,32	3,16	4,48
8	-1,40	3,26	4,66
9	-1,32	3,21	4,53
10	-1,33	3,24	4,57
11	-1,22	3,19	4,41
12	-1,33	3,37	4,7
13	-1,24	3,13	4,37
14	-1,22	3,21	4,43
15	-1,51	3,45	4,96
Rata-Rata	-1,35	3,24	4,59

3. Filtering

Filtering digunakan untuk menghilangkan gangguan seperti noise 50/60 Hz, baseline wander, dan frekuensi tinggi yang dapat mengganggu sinyal EKG. Modul ADS1293 memiliki filter digital internal SINC5 tiga tingkat yang aktif setelah proses ADC.

Filter ini dikonfigurasi dengan parameter decimation R1 = 8, R2 = 4, dan R3 = 48. Dengan output data rate (ODR) sebesar 267 Hz [3], frekuensi clock internal dapat dihitung menggunakkan persaman (3)

$$f_{clk} = ODR \times R1 \times R2 \times R3$$
$$= 267 \times 4 \times 8 \times 12 \quad (3)$$
$$= 102{,}52\ Hz$$

Dengan cut-off frequency sekitar 70 Hz (≈ 0,26 × ODR), filter ini cukup untuk mempertahankan bentuk gelombang EKG (P, QRS, T) sambil mereduksi noise. Hasil sinyal setelah filtering ditampilkan pada Gambar 18, menunjukkan sinyal yang lebih bersih dan stabil.

Gambar 18 menunjukkan hasil sinyal EKG setelah filtering digital: sinyal bersih, stabil, dan bebas dari gangguan, membuktikan filter internal ADS1293 bekerja efektif..

GAMBAR 18

(Sinyal EKG dihasilkan oleh ADS1293)

4. Karakteristik Amplitudo Sinyal EKG

Evaluasi karakteristik amplitudo dilakukan untuk memastikan sistem mampu merekam morfologi sinyal EKG secara utuh, termasuk gelombang P, kompleks QRS, dan gelombang T. Analisis dilakukan menggunakan pustaka NeuroKit2 pada Python untuk mendeteksi titik-titik penting (onset dan puncak) dalam satu siklus EKG

GAMBAR 19

(Karakteristik Amplitudo)

Gambar 19 menampilkan visualisasi sinyal EKG berdurasi 6 detik lengkap dengan anotasi otomatis. Terlihat bahwa gelombang P muncul terlebih dahulu, diikuti oleh kompleks QRS dan gelombang T. Durasi gelombang P tercatat antara 80–111 ms, sesuai dengan rentang fisiologis normal (80–110 ms) [4]. Sementara itu, durasi kompleks QRS berada pada kisaran 97–112 ms, sedikit melampaui ambang normal (60–100 ms), yang kemungkinan disebabkan oleh keterbatasan sensitivitas anotasi terhadap gangguan noise.

Secara keseluruhan, meskipun terdapat deviasi kecil, hasil ini menunjukkan bahwa sistem mampu merekam struktur utama sinyal jantung dengan resolusi yang memadai, sehingga layak digunakan untuk analisis lanjutan, termasuk deteksi fibrilasi atrium.

5. Perbandingan Alat EKG dengan Oximeter

GAMBAR 20

(Uji Coba Perbandingan alat)

Untuk mengevaluasi akurasi deteksi detak jantung, sistem EKG portabel dibandingkan dengan pulse oximeter sebagai alat referensi. Pengujian dilakukan secara bersamaan dalam

kondisi subjek berbaring tenang. Detak jantung dari EKG dihitung berdasarkan interval R–R [5] menggunakan:

$$Heart\ Rate\ (BPM) = \frac{60}{R - R\ interval\ (detik)} \qquad (4)$$

Hasil EKG dibandingkan dengan BPM dari oximeter menggunakan rumus akurasi:

$$Akurasi = 1 - \left(\frac{HR\ EKG\ -\ HR\ Oxi}{Data\ Oximeter}\right) \times 100\% \qquad (5)$$

Tabel 3 menunjukkan hasil pengujian dari 15 percobaan. Rata-rata akurasi sistem mencapai 98,41%, yang menunjukkan kinerja EKG portabel cukup presisi dan sebanding dengan alat medis seperti oximeter, terutama dalam kondisi subjek tenang.

TABEL 3
(PENGUJIAN DAN PERBANDINGAN ALAT EKG DENGAN OXIMETER)

Record No	Data EKG	Data Oximeter	Akurasi
1	71	70	98,57%
2	68	68	100,00%
3	68	67	98,51%
4	68	69	98,55%
5	70	71	98.59%
6	66	66	100,00%
7	67	68	98,53%
8	65	66	98,48%
9	63	64	98,44%
10	69	70	98,57%
11	64	63	98,41%
12	69	66	95,45%
13	63	64	98,44%
14	61	61	100,00%
15	65	68	95,59%
Rata-Rata	66.47	66.73	98.41%

B. Pengujian Algoritma dalam mendeteksi Fibrilasi Atrium

Deteksi fibrilasi atrium dilakukan dengan menganalisis sinyal EKG menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). CNN dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola kompleks serta efektivitasnya dalam klasifikasi data biomedical, termasuk sinyal jantung [6].

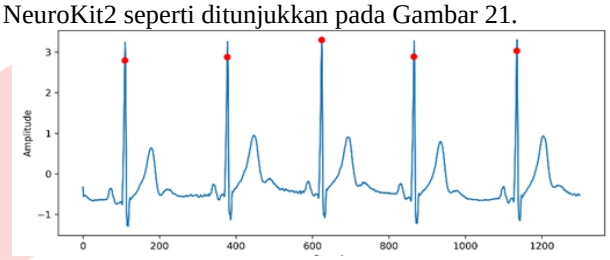
1. Prepocessing

Sebelum digunakan oleh model CNN, sinyal EKG terlebih dahulu melalui tahap preprocessing untuk meningkatkan kualitas data. Proses ini meliputi empat langkah utama. Pertama, gangguan listrik pada frekuensi 50 Hz dihilangkan menggunakan notch filter [7].. Kedua, sinyal disaring dengan bandpass filter (0,5–40 Hz) untuk mempertahankan komponen utama seperti gelombang P, QRS, dan T [8].

Ketiga, diterapkan wavelet denoising untuk mereduksi noise tanpa mengubah morfologi sinyal, menggunakan transformasi wavelet [9]. Terakhir, dilakukan normalisasi agar sinyal memiliki rata-rata mendekati nol dan deviasi standar satu, yang membantu meningkatkan efisiensi dan kestabilan pelatihan model CNN [10].

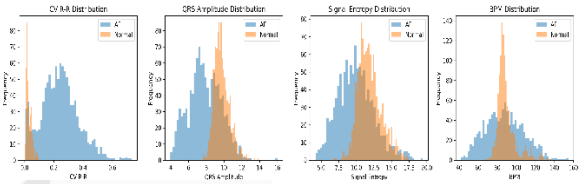
2. Ekstrasi Fitur

Ekstraksi fitur dilakukan untuk memperkaya masukan bagi model CNN dalam membedakan sinyal normal dan fibrilasi atrium (AF). Fitur pertama yang dihitung adalah *CV-RR* yang mencerminkan ketidakteraturan detak jantung berdasarkan variasi interval R–R. Nilai ini diperoleh dari rasio standar deviasi terhadap rata-rata interval R–R [11]. Selanjutnya, dihitung *amplitudo QRS* sebagai selisih antara puncak R dan dasar S, yang merepresentasikan kekuatan kontraksi ventrikel [12]. Fitur lain adalah *entropi sinyal*, dihitung menggunakan Shannon Entropy, yang mengukur kompleksitas sinyal EKG. Terakhir [29], *BPM* dihitung dari interval R–R untuk menilai frekuensi detak jantung [14]. Deteksi puncak R dilakukan menggunakan pustaka NeuroKit2 seperti ditunjukkan pada Gambar 21.



GAMBAR 21
(Deteksi Puncak R)

Distribusi keempat fitur tersebut ditampilkan pada Gambar 22, yang menunjukkan perbedaan mencolok antara sinyal normal dan AF. Sinyal AF cenderung memiliki nilai CV-RR dan entropi yang lebih tinggi, amplitudo QRS yang lebih rendah, serta sebaran BPM yang lebih lebar. Perbedaan ini menegaskan bahwa fitur-fitur yang dipilih memiliki relevansi fisiologis yang kuat untuk membedakan pola irama jantung dan mendukung proses klasifikasi fibrilasi atrium.

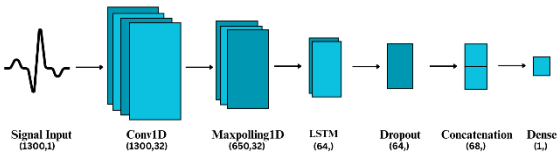


GAMBAR 22
(Distribusi Fitur)

3. Training and Tesing

Proses pelatihan dilakukan menggunakan 1.856 segmen sinyal EKG berdurasi ±5 detik dengan dimensi (1300,1), terdiri dari 936 data fibrilasi atrium (AF) dan 920 data normal. Data dilengkapi dengan fitur statistik RR interval seperti CV RR, BPM, entropi, dan amplitudo QRS. Untuk menghindari overfitting dan memastikan generalisasi, model dilatih menggunakan teknik validasi silang.

a) Training



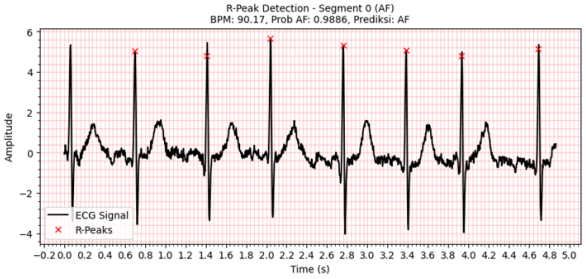
GAMBAR 23
(Arsitektur CNN)

Arsitektur model yang digunakan adalah CNN dengan input ganda: sinyal EKG dan fitur RR interval berdimensi

(4,). Lapisan utama terdiri dari Conv1D, MaxPooling, LSTM, dan Dropout, dilanjutkan dengan penggabungan fitur melalui concatenation layer sebelum diteruskan ke dense output layer dengan aktivasi sigmoid. Kombinasi CNN dan LSTM digunakan untuk menangkap pola spasial dan temporal pada sinyal EKG.

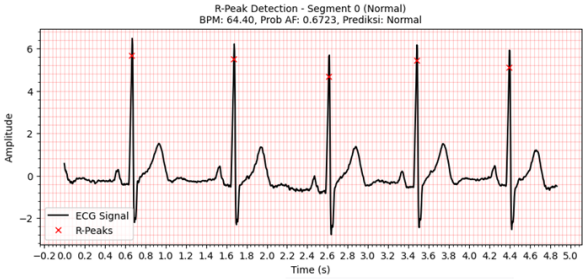
b) Testing

Model diuji menggunakan 464 data uji (234 AF dan 230 normal). Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sinyal AF dan normal dengan baik. Contoh hasil visualisasi disajikan pada Gambar 24 dan 25, dengan probabilitas klasifikasi mencapai 98% pada data AF dan estimasi BPM sesuai detak jantung aktual.



GAMBAR 24

(Pengujian Data Testing AF)



GAMBAR 25

(Pengujian data Testing Normal)

Evaluasi dilakukan pada 10 segmen dari MIT-BIH AFDB dan NSRDB, dengan hasil akurasi sebesar 80% (Tabel 4). Meski terdapat beberapa false negative, hasil menunjukkan model cukup andal untuk klasifikasi awal fibrilasi atrium.

TABEL 4.)

(PENGUJIAN MODEL CNN PADA DATA MIT AFDB DAN NSRDB

Record No	Prediksi	Probabilitas AF	Label Asli	Benar/ salah
1	Normal	18,07%	Normal	Benar
2	Normal	58,41%	Normal	Benar
3	AF	63,34%	AF	Benar
4	AF	98,84%	AF	Benar
5	AF	97,52%	AF	Benar
6	Normal	38,87%	AF	Salah
7	Normal	34,04%	AF	Salah
8	Normal	28,60%	Normal	Benar
9	Normal	20,93%	Normal	Benar
10	AF	99,23%	AF	Benar
Akurasi				80%

Sebagai validasi lanjutan, pengujian dilakukan pada data dari perangkat EKG portabel. Dari 10 subjek, model berhasil mendeteksi fibrilasi atrium pada dua kasus dengan probabilitas tinggi (Tabel 5). Hasil ini menunjukkan bahwa model tetap bekerja cukup baik pada sinyal real-world meski terdapat variasi noise dan kualitas sinyal.

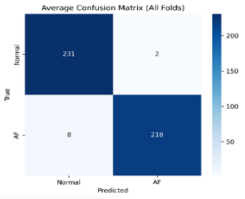
TABEL 5.

(PENGUJIAN MODEL CNN PADA EKG PORRTABLE)

Subjek Uji	Jenis Kelamin	Prediksi	Probabilitas AF
1	Pria	21	Normal
2	Wanita	22	Normal
3	Wanita	22	Normal
4	Wanita	22	AF
5	Wanita	22	Normal
6	Pria	22	Normal
7	Pria	23	Normal
8	Pria	22	Normal
9	Wanita	22	Normal
10	Pria	22	AF

4. Evaluasi Kinerja

Evaluasi dilakukan untuk mengukur kemampuan model CNN dalam membedakan sinyal EKG normal dan fibrilasi atrium (AF). Penilaian dilakukan menggunakan teknik K-fold cross validation dan metrik klasifikasi biner, meliputi akurasi, F1-score, dan confusion matrix.



GAMBAR 26

(Confusion Matrix)

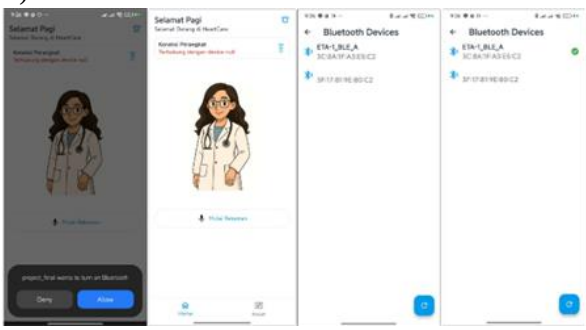
Model mencapai rata-rata akurasi sebesar 99,4% dan F1-score 97,8%, yang mencerminkan performa klasifikasi yang sangat baik. Gambar 4.13 menampilkan confusion matrix rata-rata dari seluruh fold, dengan hasil sebagai berikut:

- 231 sinyal normal diklasifikasikan dengan benar.
- 218 sinyal AF diklasifikasikan dengan benar.
- 2 sinyal normal diklasifikasikan salah sebagai AF (false positive).
- 8 sinyal AF diklasifikasikan salah sebagai normal (false negative).

Hasil ini menunjukkan bahwa model CNN memiliki akurasi tinggi dan keseimbangan prediksi yang baik antar kelas, menjadikannya andal untuk deteksi awal fibrilasi atrium secara otomatis.

5. Implementasi Aplikasi Mobile

a) Konektivitas Bluetooth

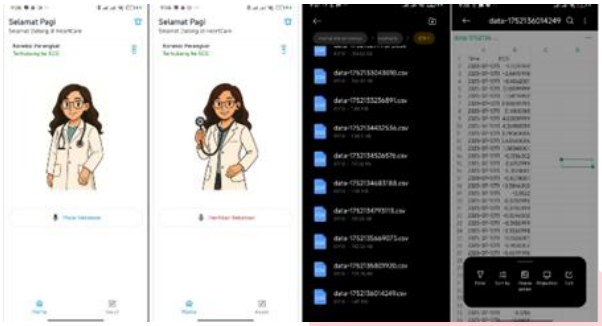


GAMBAR 27

(Tampilan konektivitas pada antarmuka)

Aplikasi mampu mendeteksi dan terhubung ke perangkat EKG secara otomatis dengan waktu inisialisasi yang cepat dan koneksi stabil. Gambar 27 menunjukkan antarmuka aplikasi saat koneksi berhasil, ditandai dengan perubahan status menjadi "terhubung ke ECG".

b) Perekaman dan Penyimpanan data



GAMBAR 28

(Tampilan rekaman dan penyimpanan data)

Setelah terhubung, aplikasi dapat merekam sinyal EKG secara real-time dan menyimpannya dalam format CSV. File tersimpan di direktori internal perangkat, memungkinkan penggunaan ulang untuk analisis offline maupun pelatihan ulang model. Tampilan ditunjukkan pada Gambar 28.

c) Visualisasi hasil sinyal dan prediksi

GAMBAR 29

(Tampilan hasil prediksi)

Gambar 29 menampilkan sinyal EKG dalam bentuk grafik dengan sumbu waktu dan amplitudo (mV). BPM dihitung dari interval puncak R, ditampilkan di bawah grafik. Aplikasi juga menampilkan hasil klasifikasi secara otomatis berdasarkan prediksi model CNN, seperti “normal” atau “fibrilasi atrium”, yang diperbarui secara dinamis.

C. Analisis

1. Analisis Hubungan Kualitas Sinyal EKG terhadap Aktivitas Listrik Jantung

   Kualitas sinyal EKG sangat memengaruhi keakuratan identifikasi gelombang P, QRS, dan T. Amplitudo sinyal yang diperoleh berada dalam rentang fisiologis normal, didukung oleh baseline correction dan grid visual standar, sehingga layak untuk digunakan dalam deteksi ritme jantung.

2. Analis Hubungan CNN untuk mendeteksi Fibrilasi Atrium terhdap Kualitas Sinyal EKG

   Model CNN sangat bergantung pada kualitas sinyal. Jika sinyal mengandung noise, maka fitur-fitur seperti RR interval, QRS, dan BPM dapat terdistorsi. Oleh karena itu, preprocessing yang mencakup *notch filter*, *bandpass filter*, dan *wavelet denoising* menjadi krusial. Hasil preprocessing terbukti mampu menyiapkan sinyal yang stabil untuk proses klasifikasi.

3. Analisis Hubungan Kualitas Sinyak EKG terhadao CNN untuk mendeteksi Fibrilasi Atrium

   Hubungan antara sinyal dan CNN ditunjukkan dari keberhasilan deteksi puncak R dan konsistensi fitur numerik. Sinyal bersih memudahkan segmentasi dan mengurangi kesalahan deteksi, sedangkan noise dapat menyebabkan *false prediction*. Proses preprocessing yang efektif terbukti penting dalam menjaga kinerja CNN.

4. Analisis Hubungan CNN untuk Mendeteksi Fibrilasi Atium terhdap Kemampuan Sistem Mengalisis Fibrilasi Atrium

   CNN yang diintegrasikan ke sistem portabel dan aplikasi mobile terbukti mampu mengklasifikasi sinyal real-time secara akurat. Hasil klasifikasi ditampilkan dalam bentuk BPM dan label ritme jantung. Perbandingan dengan oximeter menunjukkan tingkat kesalahan rendah, menandakan sistem memiliki potensi aplikatif dalam pemantauan mandiri.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan pengujian, sistem EKG portabel berbasis CNN berhasil dikembangkan menggunakan tiga elektroda, modul ADS1293, dan mikrokontroler ESP32. Sinyal EKG yang direkam melalui konfigurasi Einthoven Triangle dikirim ke aplikasi mobile melalui koneksi Bluetooth. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sinyal yang dihasilkan memiliki kualitas yang valid secara fisiologis, dengan sampling rate mendekati 267 Hz, amplitudo dan morfologi gelombang yang sesuai standar klinis. Perangkat juga memenuhi kriteria portabel dengan volume 184,9 cm^3.

Model CNN yang dirancang mampu mengklasifikasikan sinyal EKG menjadi dua kelas (normal dan fibrilasi atrium) dengan menggunakan sinyal mentah dan fitur statistik (CV RR, QRS amplitude, entropy, dan BPM). Evaluasi menunjukkan performa tinggi dengan akurasi 99,48% dan F1-Score 97,80%. Aplikasi mobile yang dikembangkan memungkinkan pengguna untuk merekam, menampilkan sinyal EKG, serta menerima hasil klasifikasi secara langsung.

Dengan kinerja sistem yang responsif dan akurat, alat ini berpotensi digunakan sebagai solusi pemantauan mandiri untuk deteksi dini fibrilasi atrium. Namun, sistem ini belum ditujukan untuk diagnosis klinis, sehingga hasil klasifikasi sebaiknya tetap dikonsultasikan dengan tenaga medis profesional.

REFERENSI

[1] O. Kwon *et al.*, “Electrocardiogram sampling frequency range acceptable for heart rate variability analysis,” *Healthc Inform Res*, vol. 24, no. 3, pp. 198–206, Jul. 2018, doi: 10.4258/hir.2018.24.3.198.

[2] E. Altamira-Colado, M. Bravo-Zanoguera, D. Cuevas-González, M. Reyna-Carranza, and R. López-Avitia, “Removal of ECG Baseline Wander Using a Resting Cycle Template †,” *Engineering Proceedings*, vol. 10, no. 1, 2021, doi: 10.3390/ecsa-8-11289.

[3] “ADS1293 Low-Power AFE for Biopotential Measurements,” 2013. [Online]. Available: www.ti.com

[4] J. Zhou *et al.*, “P-wave durations from automated electrocardiogram analysis to predict atrial fibrillation and mortality in heart failure,” *ESC Heart Fail*, vol. 10, no. 2, pp. 872–883, Apr. 2023, doi: 10.1002/ehf2.14230.

[5] M. Grace and S. Tan, “Heart Rate Determination Using Electrocardiogram in Comparison with Pulse Oximeter at Neonatal Resuscitation: The Singapore General Hospital Experience OPEN ACCESS,” 2020. [Online]. Available: https://www.R-project.org

[6] A. Mishra *et al.*, “ECG Data Analysis with Denoising Approach and Customized CNNs,” *Sensors (Basel)*, vol. 22, no. 5, Mar. 2022, doi: 10.3390/s22051928.

[7] F. Huang, Z. Wang, and X. Bo, “Design of 50Hz notch filter based on virtual instrument,” 2015.

[8] “ssrn-5333373”.

[9] T. Terada and M. Toyoura, “Wavelet Integrated Convolutional Neural Network for ECG Signal Denoising,” in *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* , Springer Science and Business Media Deutschland GmbH, 2025, pp. 311–324. doi: 10.1007/978-981-96-2071-5_23.

[10] A. Mishra *et al.*, “ECG Data Analysis with Denoising Approach and Customized CNNs,” *Sensors (Basel)*, vol. 22, no. 5, Mar. 2022, doi: 10.3390/s22051928.

[11] J. Duan, Q. Wang, B. Zhang, C. Liu, C. Li, and L. Wang, “Accurate detection of atrial fibrillation events with R-R intervals from ECG signals,” *PLoS One*, vol. 17, no. 8 August, Aug. 2022, doi: 10.1371/journal.pone.0271596.

[12] W. Yang, R. Deo, and W. Guo, “Functional feature extraction and validation from twelve-lead electrocardiograms to identify atrial fibrillation,” *Communications Medicine*, vol. 5, no. 1, Dec. 2025, doi: 10.1038/s43856-025-00749-2.

[13] Y. N. Fu’adah and K. M. Lim, “Classification of Atrial Fibrillation and Congestive Heart Failure Using Convolutional Neural Network with Electrocardiogram,” *Electronics (Switzerland)*, vol. 11, no. 15, Aug. 2022, doi: 10.3390/electronics11152456.

[14] S. K. S. Rao and R. J. Martis, “RR Interval-based atrial fibrillation detection using traditional and ensemble machine learning algorithms,” *J Med Signals Sens*, vol. 13, no. 3, pp. 224–232, Jul. 2023, doi: 10.4103/jmss.jmss_4_22.