

# Implementasi Algoritma Pengenalan Sinyal EKG Secara *Real-time* Berbasis Mikrokontroler ESP32

Mutiara Sony Pabilang  
Teknik Biomedis  
Universitas Telkom  
Bandung, Indonesia  
tpabilang@gmail.com

**Abstrak** — Pemantauan sinyal elektrokardiogram (EKG) secara *real-time* membutuhkan algoritma pengolahan sinyal yang akurat dan efisien untuk diimplementasikan pada sistem tertanam dengan keterbatasan sumber daya. Deteksi kompleks PQRST, khususnya puncak R, menjadi dasar dalam perhitungan parameter vital sign berupa *Heart Rate* (HR) dan *Heart Rate Variability* (HRV). Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan algoritma deteksi EKG berbasis mikrokontroler yang mampu mendeteksi kompleks PQRST serta menghitung HR dan HRV secara *real-time*. Sistem dirancang menggunakan modul BioAmp EXG Pill dan mikrokontroler ESP32 dengan frekuensi sampling 125 Hz. Tiga algoritma, yaitu Pan-Tompkins, Hilbert Transform, dan Multilevel Teager Energy Operator (MTEO), diimplementasikan langsung pada mikrokontroler dan dievaluasi berdasarkan kompleksitas waktu, kompleksitas ruang, latensi pemrosesan, serta ketepatan hasil dibandingkan dengan referensi BioSigKit pada MATLAB. Hasil pengujian menunjukkan bahwa ketiga algoritma memiliki kompleksitas waktu  $O(N)$ , penggunaan memori konstan, dan latensi pemrosesan pada orde mikrodetik per sampel. Selisih rata-rata HR berada pada rentang  $\pm 1-3$  bpm, sedangkan nilai HRV masih berada dalam batas toleransi fisiologis. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem mampu bekerja secara *real-time* dengan kinerja dan akurasi yang memadai.

**Kata kunci**— *Elektrokardiogram, Deteksi PQRST, Heart Rate, Heart Rate Variability, Sistem Real-time, Mikrokontroler ESP32*

## I. PENDAHULUAN

Jantung merupakan organ vital yang sangat penting dalam sistem tubuh manusia [1]. Penyakit kardiovaskular masih menjadi penyebab kematian utama secara global. World Health Organization (WHO) melaporkan bahwa sekitar 17,9 juta kematian pada tahun 2019 disebabkan oleh penyakit kardiovaskular, atau setara dengan 32% dari total kematian dunia [2]. Di Indonesia, prevalensi penyakit jantung berdasarkan Riskesdas 2018 mencapai 1,5% dari populasi [3]. Tingginya angka tersebut menunjukkan pentingnya deteksi dini dan pemantauan kondisi jantung secara berkelanjutan. Salah satu metode utama dalam evaluasi kondisi jantung adalah melalui pemeriksaan elektrokardiogram (EKG), yang merepresentasikan aktivitas listrik jantung dalam bentuk gelombang PQRST dan menjadi dasar dalam analisis parameter fisiologis seperti *Heart Rate* (HR) dan *Heart Rate Variability* (HRV) [4].

Perkembangan teknologi telah mendorong transformasi sistem EKG dari perangkat konvensional menjadi sistem

portabel, *wearable*, dan berbasis sistem tertanam. Tren terkini dalam bidang biomedical engineering mengarah pada pengembangan sistem pemantauan jantung secara *real-time* yang terintegrasi dengan mikrokontroler serta mendukung pemantauan jarak jauh. Implementasi sistem semacam ini memerlukan algoritma pengolahan sinyal yang tidak hanya akurat dalam mendeteksi kompleks PQRST, tetapi juga efisien secara komputasi agar dapat dijalankan pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya. Ketepatan deteksi puncak R menjadi aspek krusial, karena kesalahan kecil dapat berdampak signifikan terhadap akurasi perhitungan HR dan HRV yang digunakan dalam interpretasi kondisi fisiologis jantung [9].

Berbagai metode deteksi EKG telah dikembangkan, namun tantangan utama yang masih dihadapi adalah bagaimana mengimplementasikan algoritma tersebut secara langsung pada mikrokontroler dengan tetap mempertahankan akurasi, latensi rendah, serta penggunaan memori yang efisien. Oleh karena itu, penelitian ini berfokus pada implementasi algoritma deteksi sinyal EKG berbasis mikrokontroler ESP32 untuk mendeteksi kompleks PQRST serta menghitung parameter HR dan HRV secara *real-time*. Penelitian ini bertujuan menghasilkan sistem pemantauan EKG *real-time* yang akurat dan memiliki kinerja komputasi yang memadai, sehingga berpotensi dikembangkan lebih lanjut sebagai perangkat pemantauan kesehatan berbasis portable atau *wearable*.

## II. KAJIAN TEORI

### A. Anatomi dan Fisiologi Jantung

Jantung merupakan organ vital yang berfungsi sebagai pompa utama dalam sistem peredaran darah manusia. Secara anatomi, jantung terdiri atas empat ruang, yaitu atrium kanan, atrium kiri, ventrikel kanan, dan ventrikel kiri, yang bekerja secara sinkron untuk mengalirkan darah ke seluruh tubuh. Aktivitas pemompaan darah dikendalikan oleh sistem konduksi listrik jantung yang melibatkan nodus sinoatrial (SA), nodus atrioventrikular (AV), berkas His, dan serabut Purkinje.

Gangguan pada sistem kardiovaskular masih menjadi penyebab utama kematian secara global. World Health Organization (WHO) melaporkan bahwa penyakit kardiovaskular merupakan penyebab kematian tertinggi di dunia [2]. Data nasional juga menunjukkan prevalensi penyakit jantung yang signifikan di Indonesia berdasarkan laporan RISKESDAS [3]. Oleh karena itu, pemantauan

aktivitas listrik jantung secara dini menjadi aspek penting dalam upaya pencegahan dan diagnosis penyakit jantung.

#### B. Elektrofisiologi Jantung dan Sinyal Elektrokardiogram (EKG)

Elektrokardiogram (EKG) merupakan representasi grafis aktivitas listrik jantung yang direkam melalui elektroda yang ditempatkan pada permukaan tubuh. Sinyal EKG menggambarkan proses depolarisasi dan repolarisasi otot jantung dalam satu siklus denyut [4]. Satu siklus EKG normal terdiri atas gelombang P, kompleks QRS, dan gelombang T yang secara kolektif dikenal sebagai kompleks PQRST.

Gelombang P merepresentasikan depolarisasi atrium, kompleks QRS menunjukkan depolarisasi ventrikel, sedangkan gelombang T merepresentasikan repolarisasi ventrikel. Karakteristik morfologi dan interval waktu antar gelombang tersebut digunakan sebagai dasar analisis fungsi jantung serta deteksi kondisi normal maupun abnormal [5]–[8].

#### C. Kompleksitas PQRST

Deteksi kompleks PQRST merupakan tahapan fundamental dalam pemrosesan sinyal EKG karena informasi temporal antar titik P, Q, R, S, dan T digunakan untuk menghitung parameter fisiologis jantung. Deteksi puncak R (R-peak) menjadi fokus utama karena memiliki amplitudo terbesar dan paling stabil, sehingga dijadikan titik referensi dalam analisis sinyal EKG [9].

Kesalahan dalam deteksi puncak R akan berdampak langsung pada perhitungan interval RR dan selanjutnya memengaruhi nilai HR dan HRV. Oleh karena itu, algoritma deteksi PQRST harus memiliki ketepatan dan kestabilan yang tinggi, khususnya pada sistem *real-time* berbasis mikrokontroler dengan keterbatasan sumber daya [10].

#### D. Algoritma Pan-Tompkins

Algoritma Pan–Tompkins merupakan metode klasik yang banyak digunakan untuk deteksi puncak R secara *real-time*. Algoritma ini terdiri atas beberapa tahapan pemrosesan sinyal, yaitu penyaringan bandpass, diferensiasi, penguatan sinyal melalui proses kuadrat, integrasi jendela geser, serta deteksi puncak berbasis ambang adaptif [11].

Keunggulan utama algoritma Pan–Tompkins adalah kompleksitas waktu linier dan kebutuhan memori yang relatif kecil, sehingga sangat sesuai untuk implementasi pada sistem embedded. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa algoritma ini tetap andal meskipun sinyal EKG terkontaminasi oleh noise dengan tingkat moderat [14].

#### E. Hilbert Transform

Hilbert Transform merupakan metode analisis sinyal yang digunakan untuk memperoleh sinyal analitik dan informasi fase instan. Dalam pemrosesan sinyal EKG, Hilbert Transform dimanfaatkan untuk menonjolkan karakteristik amplitudo dan fase pada kompleks QRS, sehingga mempermudah proses deteksi puncak R [12], [13]. Namun, Hilbert Transform memiliki sensitivitas yang tinggi terhadap fluktuasi sinyal dan noise, sehingga implementasinya pada sistem *real-time* berbasis mikrokontroler memerlukan optimasi khusus. Keterbatasan presisi numerik dan sumber daya komputasi dapat

memengaruhi kestabilan hasil deteksi, terutama pada analisis HRV [12].

#### F. Multilevel Teager Energy Operator (MTEO)

Multilevel Teager Energy Operator (MTEO) merupakan pengembangan dari Teager Energy Operator (TEO) yang dirancang untuk meningkatkan sensitivitas deteksi energi sinyal EKG pada berbagai skala. MTEO bekerja dengan mengekstraksi energi lokal sinyal pada beberapa level, sehingga mampu menonjolkan kompleks QRS secara lebih adaptif [16].

Algoritma MTEO memiliki performa yang baik dalam kondisi sinyal dengan variasi amplitudo, namun tetap memerlukan pengaturan parameter yang tepat agar tidak terlalu sensitif terhadap noise. Dalam konteks sistem *real-time*, MTEO menawarkan kompromi antara akurasi deteksi dan kompleksitas komputasi [16].

#### G. Heart Rate (HR)

*Heart Rate* (HR) merupakan parameter fisiologis yang menyatakan jumlah denyut jantung per menit (beats per minute). Nilai HR dihitung berdasarkan rata-rata interval RR, yaitu selang waktu antara dua puncak R berturut-turut [18]. HR digunakan secara luas sebagai indikator kondisi kardiovaskular dasar dan respons tubuh terhadap aktivitas fisik maupun stres.

Nilai HR normal pada kondisi istirahat umumnya berada pada rentang 60–100 bpm. Penyimpangan dari rentang tersebut dapat mengindikasikan kondisi bradikardia atau takikardia [6], [7].

#### H. Heart Rate Variability (HRV)

*Heart Rate Variability* (HRV) merepresentasikan variasi interval RR dan mencerminkan keseimbangan sistem saraf otonom dalam mengatur fungsi jantung. Parameter HRV yang umum digunakan dalam domain waktu meliputi SDRR, RMSSD, dan pNN50 [19].

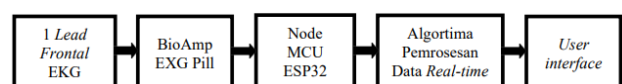
HRV memiliki sensitivitas tinggi terhadap kesalahan deteksi puncak R karena perhitungannya didasarkan pada variasi interval RR. Oleh karena itu, ketepatan algoritma deteksi PQRST menjadi faktor penentu dalam menghasilkan nilai HRV yang akurat dan fisiologis [19].

### III. METODE

#### A. Perancangan Sistem

Sistem dirancang untuk melakukan akuisisi, pemrosesan, dan visualisasi sinyal EKG secara *real-time* menggunakan konfigurasi satu lead frontal. Alur penelitian diawali dengan studi literatur terkait sinyal EKG dan metode deteksi fitur, dilanjutkan dengan perancangan sistem dan algoritma. Setelah implementasi selesai, sistem diuji untuk memperoleh data keluaran yang selanjutnya dianalisis guna mengevaluasi kinerja dan keandalannya.

Arsitektur sistem secara umum terdiri dari elektroda EKG, modul pengkondisi sinyal, mikrokontroler sebagai unit pemrosesan utama, serta antarmuka pengguna untuk menampilkan hasil pemantauan secara *real-time*.



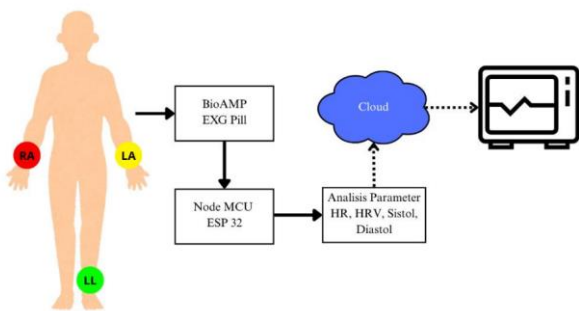
Gambar 1

(Diagram Blok Keseluruhan Sistem)

B. Arsitektur Sistem Pemantauan EKG

Sinyal EKG diperoleh menggunakan konfigurasi satu lead frontal dengan tiga elektroda yang ditempatkan pada Right Arm (RA), Left Arm (LA), dan Left Leg (LL). Sinyal biopotensial yang dihasilkan kemudian diperkuat dan difilter oleh modul BioAmp EXG Pill sebelum diteruskan ke mikrokontroler NodeMCU ESP32 untuk diproses secara digital.

Mikrokontroler ESP32 berfungsi untuk melakukan pemrosesan sinyal EKG secara *real-time*, mendeteksi fitur PQRST, serta menghitung parameter fisiologis seperti *Heart Rate* (HR) dan *Heart Rate Variability* (HRV). Hasil pemrosesan ditampilkan melalui antarmuka pengguna dalam bentuk visualisasi sinyal dan nilai parameter fisiologis.



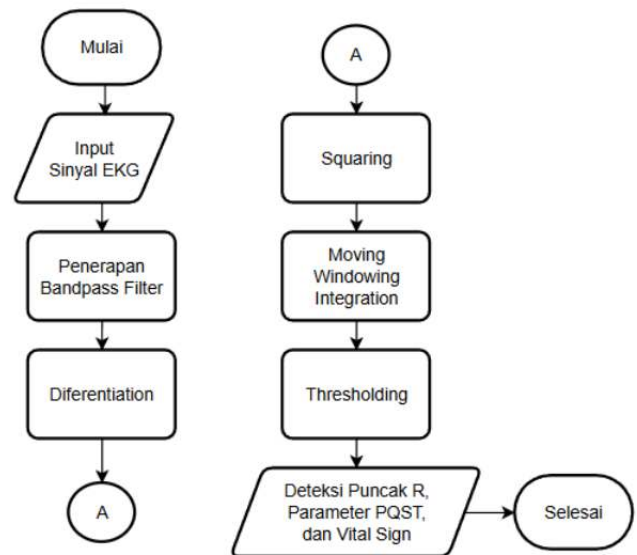
Gambar 2 (Desain Umum Sistem)

C. Perancangan Algoritma

Sistem mengimplementasikan tiga algoritma pemrosesan sinyal EKG untuk mendeteksi puncak R dan kompleks PQRST, yaitu algoritma Pan-Tompkins, Hilbert Transform, dan Multilevel Teager Energy Operator (MTEO). Ketiga algoritma tersebut dijalankan langsung pada mikrokontroler ESP32 untuk mendukung pemrosesan *real-time*.

1) Algoritma Pan-Tompkins

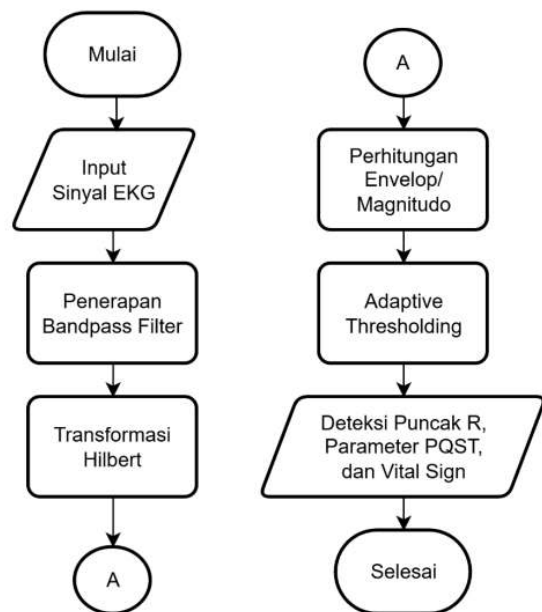
Algoritma Pan-Tompkins mendeteksi puncak R melalui beberapa tahapan pemrosesan, meliputi penyaringan pita frekuensi, diferensiasi sinyal, penguatan melalui proses kuadrat, integrasi jendela bergerak, serta deteksi puncak berbasis ambang adaptif. Algoritma ini dipilih karena memiliki kompleksitas komputasi yang rendah dan stabil untuk sistem embedded.



Gambar 3 (Diagram Alir Algoritma Pan-Tompkins)

2) Algoritma Hilbert Transform

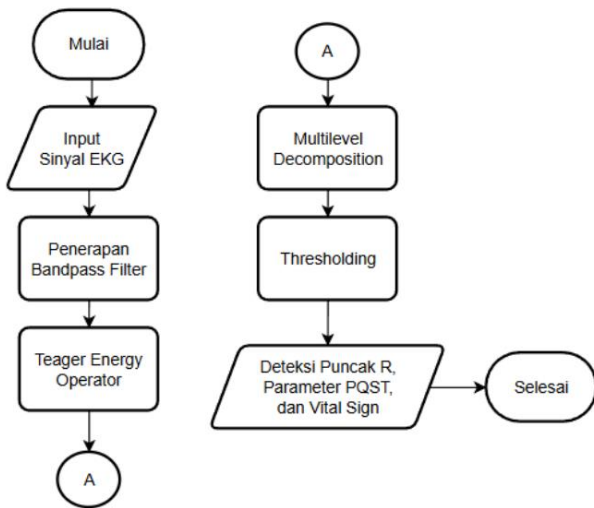
Hilbert Transform digunakan untuk membentuk sinyal analitik dari sinyal EKG. Amplitudo sinyal hasil transformasi dimanfaatkan untuk menonjolkan kompleks QRS sehingga mempermudah proses deteksi puncak R. Metode ini sensitif terhadap fluktuasi sinyal sehingga evaluasi kinerjanya penting dalam konteks pemrosesan *real-time*.



Gambar 4 (Diagram Alir Algoritma Hilbert Transform)

3) Algoritma Multilevel Teager Operator (MTEO)

Algoritma MTEO mendeteksi perubahan energi sinyal EKG dengan pendekatan multilevel. Pendekatan ini memungkinkan deteksi puncak R yang lebih adaptif terhadap variasi amplitudo dan noise, sehingga sesuai untuk pemrosesan sinyal EKG secara *real-time* pada sistem embedded.



Gambar 5  
(Diagram Alir Algoritma MTEO)

D. Perhitungan *Heart Rate* (HR) dan *Heart Rate Variability* (HRV)

*Heart Rate* (HR) dihitung berdasarkan interval RR, yaitu selang waktu antara dua puncak R berturut-turut. HR dinyatakan sebagai jumlah denyut jantung per menit dan dihitung menggunakan persamaan:

$$HR = \frac{60}{\bar{RR}} \quad (1)$$

Dengan  $\bar{RR}$  menyatakan nilai rata-rata interval RR dalam satuan detik.

*Heart Rate Variability* (HRV) digunakan untuk merepresentasikan variasi interval RR dan dianalisis menggunakan tiga parameter domain waktu, yaitu SDRR (SDNN), RMSSD, dan pNN50. Ketiga parameter ini dipilih karena umum digunakan dalam analisis HRV dan sesuai untuk implementasi sistem *real-time* berbasis mikrokontroler. SDRR dihitung menggunakan persamaan:

$$SDRR = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (RR_i - \bar{RR})^2} \quad (2)$$

dengan  $RR_i$  merupakan interval RR ke- $i$ ,  $\bar{RR}$  adalah rata-rata interval RR, dan  $N$  menyatakan jumlah interval RR yang dianalisis.

RMSSD digunakan untuk mengevaluasi variasi jangka pendek interval RR dan sensitif terhadap perubahan denyut jantung secara cepat. RMSSD dihitung berdasarkan selisih interval RR berturut-turut sebagai berikut:

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (RR_{i+1} - RR_i)^2} \quad (3)$$

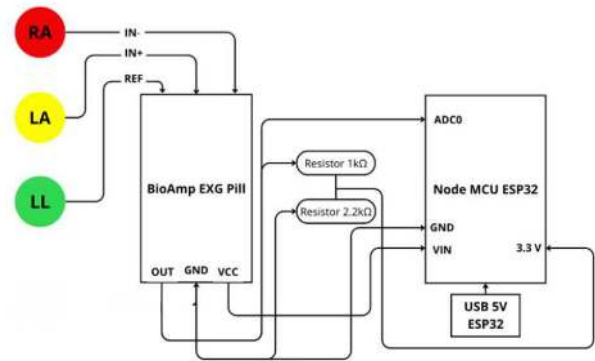
pNN50 merupakan persentase pasangan interval RR berturut-turut yang memiliki selisih lebih besar dari 50 ms. Parameter ini dihitung menggunakan persamaan:

$$pNN50 = \frac{NN50}{N-1} \times 100\% \quad (4)$$

dengan  $NN50$  adalah jumlah pasangan interval RR berturut-turut yang memiliki perbedaan lebih dari 50 ms.

E. Implementasi Perangkat Keras

Perangkat keras sistem terdiri dari modul BioAmp EXG Pill sebagai penguat dan pengkondisi sinyal biopotensial serta mikrokontroler NodeMCU ESP32 sebagai unit pemrosesan utama. Sistem menggunakan elektroda permukaan dengan konfigurasi satu lead frontal untuk mendukung akuisisi sinyal EKG secara stabil dan berkelanjutan.



Gambar 6  
(Desain Perangkat Keras)

F. Metode Validasi *Output* Sistem

Validasi keluaran sistem dilakukan untuk memastikan bahwa hasil pemrosesan sinyal EKG sesuai dengan karakteristik fisiologis jantung. Validasi dilakukan melalui perbandingan antara hasil pemrosesan *real-time* pada ESP32 dan hasil pemrosesan *offline* menggunakan MATLAB BioSigKit sebagai sistem referensi.

Parameter yang divalidasi meliputi jumlah puncak R terdeteksi, nilai HR, serta parameter HRV. Perbandingan ini digunakan untuk menilai ketepatan dan kestabilan algoritma dalam lingkungan *real-time*.

G. Analisis Performa Sistem

Analisis performa sistem dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan sistem dalam pemrosesan sinyal EKG secara *real-time*. Parameter performa yang dianalisis meliputi kompleksitas waktu, kompleksitas ruang, dan akurasi keluaran.

Akurasi keluaran dievaluasi menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE), yang dirumuskan sebagai:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ESP32,i} - x_{MATLAB,i})^2} \quad (5)$$

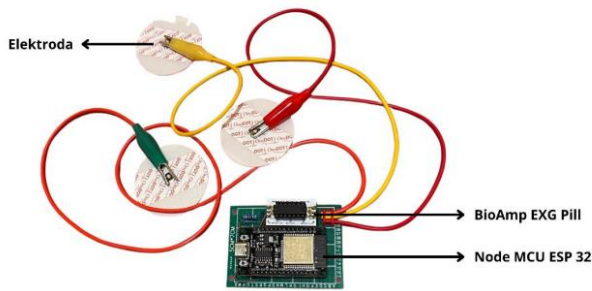
dengan  $x_{ESP32,i}$  menyatakan hasil sistem *real-time* dan  $x_{MATLAB,i}$  menyatakan hasil referensi MATLAB.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Prancangan

Penelitian ini merealisasikan sistem elektrokardiogram (EKG) satu lead berbasis mikrokontroler ESP32 dan modul BioAmp EXG Pill. Sistem menggunakan tiga elektroda yang

ditempatkan pada posisi Right Arm (RA), Right Leg (RL), dan Left Leg (LL).



Gambar 7  
(Hasil Perancangan Perangkat Keras)

Perangkat dirancang sebagai sistem akuisisi sinyal EKG *real-time*, di mana modul BioAmp EXG Pill berfungsi sebagai penguat dan pengondisi sinyal biopotensial, sedangkan ESP32 berperan sebagai unit pemrosesan data. Sinyal EKG yang diperoleh selanjutnya diproses menggunakan tiga algoritma deteksi, yaitu Pan–Tompkins, Modified Teager Energy Operator (MTEO), dan Hilbert Transform.



Gambar 8  
(Tampilan Antarmuka Pengguna)

Antarmuka tersebut menampilkan sinyal EKG, hasil deteksi kompleks PQRST, serta parameter fisiologis berupa *Heart Rate* (HR) dan *Heart Rate Variability* (HRV), sehingga sistem berfungsi sebagai perangkat pemantauan fisiologis terintegrasi.

B. Hasil Pengujian

1.) Pengujian Kompleksitas Waktu (*Time Complexity*)

Pengujian kompleksitas waktu dilakukan untuk menganalisis hubungan antara jumlah sampel (N) dan waktu eksekusi algoritma (T) melalui analisis teoretis Big-O dan pengukuran eksperimental pada mikrokontroler ESP32. Pada pemrosesan *real-time*, algoritma bekerja pada jendela sinyal tetap ( $\pm 120$  ms) sehingga kompleksitas per jendela bersifat  $O(1)$ . Namun, pada pemrosesan sinyal EKG kontinu, waktu eksekusi meningkat secara linier terhadap jumlah sampel, sehingga kompleksitas waktu total dikategorikan sebagai  $O(N)$ .

Hasil analisis Big-O untuk algoritma Pan–Tompkins, MTEO, dan Hilbert Transform disajikan pada Tabel 1, Tabel 2, dan Tabel 3.

Tabel 1  
(Pengujian Big-O Notation Algoritma Pan–Tompkins)

Tahapan Algoritma	Jenis Proses	Kompleksitas Waktu
Bandpass Filter (IIR)	Konvolusi rekursif	$O(N)$
Derivative Filter	Operasi linear	$O(N)$
Squaring Function	Operasi aritmetika sederhana	$O(N)$
Moving Window Integration	Penjumlahan bergulir	$O(N)$
Thresholding & R-Peak Detection	Logika komparatif	$O(N)$
PQRST Complex Detection	Pencarian nilai lokal maksimum/minimum	$O(N)$
Heart Rate (HR)	Statistik RR interval	$O(N)$
Heart Rate Variability (HRV)	Statistik waktu berurutan	$O(N)$
<b>Total Kompleksitas Waktu</b>	—	<b><math>O(N)</math></b>

Tabel 2  
(Pengujian Big-O Notation Algoritma MTEO)

Tahapan Algoritma	Jenis Proses	Kompleksitas Waktu
Bandpass Filter (IIR)	Konvolusi rekursif	$O(N)$
MTEO Filter	Penguatan energi sinyal lokal	$O(N)$
Squaring Function	Operasi aritmetika sederhana	$O(N)$
Moving Window Integration (FIR)	Penjumlahan bergulir	$O(N)$
Thresholding & R-Peak Detection	Logika komparatif	$O(N)$
PQRST Complex Detection	Pencarian nilai maksimum/minimum	$O(N)$
Heart Rate (HR)	Statistik RR interval	$O(N)$
Heart Rate Variability (HRV)	Statistik waktu berurutan	$O(N)$
<b>Total Kompleksitas Waktu</b>	—	<b><math>O(N)</math></b>

Tabel 3  
(Pengujian Big-O Notation Algoritma Hilbert Transform)

Tahapan Algoritma	Jenis Proses	Kompleksitas Waktu
Bandpass Filter (IIR)	Konvolusi rekursif	$O(N)$
Hilbert Transform	Konvolusi linear (15 tap filter)	$O(N)$
Envelope Detection	Perhitungan amplitude instan	$O(N)$
Adaptive Thresholding	Penyesuaian ambang adaptif	$O(N)$
R-Peak Detection	Logika komparatif	$O(N)$
PQRST Complex Detection	Pencarian nilai maksimum dan minimum	$O(N)$
Heart Rate (HR)	Statistik RR interval	$O(N)$
Heart Rate Variability (HRV)	Statistik waktu berurutan	$O(N)$
<b>Total Kompleksitas Waktu</b>	—	<b><math>O(N)</math></b>

Hubungan antara jumlah sampel dan waktu eksekusi dapat dinyatakan sebagai:

$$T(N) = C \times N + K \tag{6}$$

dengan  $C$  sebagai waktu pemrosesan rata-rata per sampel dan  $K$  sebagai konstanta inisialisasi.

Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh nilai konstanta waktu pemrosesan per sampel sebesar sekitar 4,2  $\mu\text{s}$ /sampel untuk Pan–Tompkins, 4,5  $\mu\text{s}$ /sampel untuk MTEO, dan 1,6  $\mu\text{s}$ /sampel untuk Hilbert Transform. Perbandingan nilai konstanta tersebut disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4  
(Perbandingan Nilai Konstanta Waktu Pemrosesan)

Algoritma	C ( $\mu\text{s}$ /sampel)
Pan–Tompkins	$\approx 4,2$
MTEO	$\approx 4,5$
Hilbert Transform	$\approx 1,62$

Hasil ini menunjukkan bahwa ketiga algoritma memiliki kompleksitas waktu linear  $O(N)$ , namun dengan beban komputasi per sampel yang berbeda. Algoritma Hilbert Transform memiliki nilai konstanta waktu paling kecil, sehingga paling efisien dari sisi waktu pemrosesan pada platform ESP32.

## 2.) Pengujian Kompleksitas Ruang (*Space Complexity*)

Pengujian kompleksitas ruang dilakukan untuk menganalisis kebutuhan memori algoritma selama eksekusi pada mikrokontroler ESP32. Perhitungan mencakup seluruh variabel global, buffer, dan struktur data, dengan acuan ukuran tipe data ESP32.

Algoritma Pan–Tompkins membutuhkan total memori sebesar 5056 byte ( $\approx 4,94$  KB), dengan penggunaan terbesar berasal dari buffer perhitungan *baseline* (Tabel 5).

Tabel 5  
(Total Penggunaan Memori Pan–Tompkins)

Bagian	Memori (byte)
Buffer sinyal utama	800
Indeks buffer	8
Bandpass filter	24
Derivative buffer	20
Integration buffer + variabel	68
Threshold adaptif	16
RR intervals + variabel	52
HRV	12
Blood pressure estimation	8
PQRST detection	24
Variabel sinyal	12
Output	4
Statistik	8
Baseline temporary values[1000]	4000
<b>TOTAL</b>	<b>5056 byte (<math>\approx 4.94</math> kb)</b>

Algoritma MTEO menggunakan memori sebesar 5064 byte ( $\approx 5,0$  KB), yang relatif sebanding dengan Pan–Tompkins, dengan tambahan variabel pemrosesan MTEO (Tabel 6).

Tabel 6  
(Total Penggunaan Memori MTEO)

Bagian	Memori (byte)
Buffer sinyal	808
Variabel MTEO	44
Integration	68
Threshold	16
RR & Heart Rate	52
HRV	12
Blood Pressure	8
PQRST	24
Signal Processing	12
Output Timing	4
Statistik	8
Debug	8
Baseline Calculation Buffer	4008
<b>Total Penggunaan Memori</b>	<b>5064 byte</b>

Algoritma Hilbert Transform memiliki kebutuhan memori terbesar, yaitu 5204 byte ( $\approx 5,2$  KB), akibat penggunaan buffer Hilbert dan *envelope* detection (Tabel 7).

Tabel 7  
(Total Penggunaan Memori Hilbert Transform)

Komponen	Ukuran (byte)
Buffer Sinyal EKG	808
Hilbert Transform	124
Envelope Detection	96
Filter Pre-processing	32
Threshold Adaptif	16
RR & Heart Rate	52
HRV & Blood Pressure	20
PQRST Detection	24
Variabel Processing & Output	24
Buffer Baseline	4008
<b>Total</b>	<b>5.204 byte</b>

## 3.) Pengujian Penggunaan Memori Algoritms EKG pada ESP32

Pengujian penggunaan memori dilakukan untuk mengevaluasi penggunaan memori *heap* algoritma Pan–Tompkins, MTEO, dan Hilbert Transform pada ESP32 selama pemrosesan EKG *real-time* selama 60 detik.

Algoritma Pan–Tompkins menunjukkan penggunaan memori yang stabil dengan *free heap* 337.088 byte dan *used heap* 41.772 byte. Algoritma MTEO memiliki *free heap* 337.072 byte dengan *used heap* yang sama, sedangkan Hilbert Transform menunjukkan *free heap* terendah, yaitu 336.944 byte.

Tabel 8  
(Penggunaan Memori *Heap* Algoritma)

Algoritma	Free Heap (byte)	Used Heap (byte)
Pan–Tompkins	337.088	41.772
MTEO	337.072	41.772
Hilbert Transform	336.944	41.772

Perbandingan penggunaan memori antar algoritma ditunjukkan pada Tabel 8, yang menunjukkan bahwa seluruh algoritma memiliki penggunaan memori *heap* yang konstan. Pan-Tompkins merupakan algoritma dengan kebutuhan memori paling rendah, sedangkan Hilbert Transform membutuhkan memori terbesar, namun seluruhnya masih dalam batas aman untuk ESP32.

4.) Pengujian Penggunaan Memori Algoritms EKG pada ESP32

Pengujian latensi dilakukan untuk mengukur waktu komputasi per sampel sinyal EKG pada ESP32 menggunakan fungsi `micros()` dengan frekuensi sampling 125 Hz.

Algoritma Pan-Tompkins memiliki latensi rata-rata  $\pm 46 \mu s$  per sampel (Tabel 9), algoritma MTEO sebesar  $\pm 47 \mu s$  per sampel (Tabel 10), dan algoritma Hilbert Transform sebesar  $59-60 \mu s$  per sampel (Tabel 11). Seluruh pengujian dilakukan selama 60 detik dan diulang sebanyak lima kali.

Tabel 9  
(Latensi Pemrosesan Algoritma Pan-Tompkins)

Percobaan	Durasi (detik)	Jumlah Sampel	Latensi Rata-rata ( $\mu s$ )
1	60	7439	46,07
2	60	7439	46,19
3	60	7439	46,17
4	60	7439	46,16
5	60	7439	46,11

Tabel 10  
(Latensi Pemrosesan Algoritma MTEO)

Percobaan	Durasi (detik)	Jumlah Sampel	Rata-rata Latensi ( $\mu s$ )
1	60	7440	47,73
2	60	7440	47,82
3	60	7440	47,77
4	60	7440	47,74
5	60	7440	47,72

Tabel 11  
(Latensi Pemrosesan Algoritma Hilbert Transform)

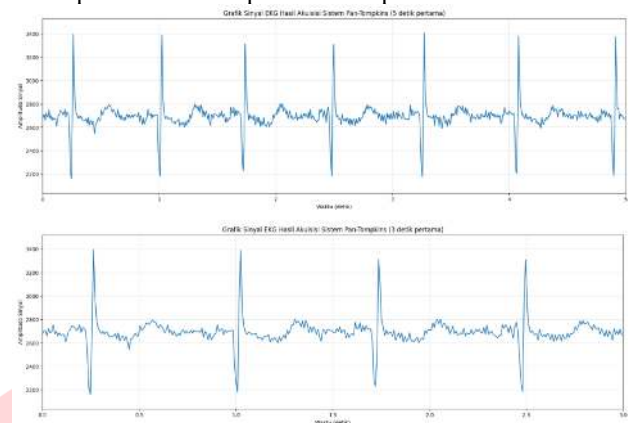
Percobaan	Durasi (detik)	Jumlah Sampel	Rata-rata Latensi ( $\mu s$ )
1	60	7439	59,58
2	60	7439	59,70
3	60	7439	59,87
4	60	7439	59,69
5	60	7439	59,66

Hasil menunjukkan bahwa Pan-Tompkins dan MTEO memiliki latensi lebih rendah dibandingkan Hilbert Transform, namun ketiganya masih memenuhi kebutuhan pemrosesan sinyal EKG secara *real-time* pada ESP32.

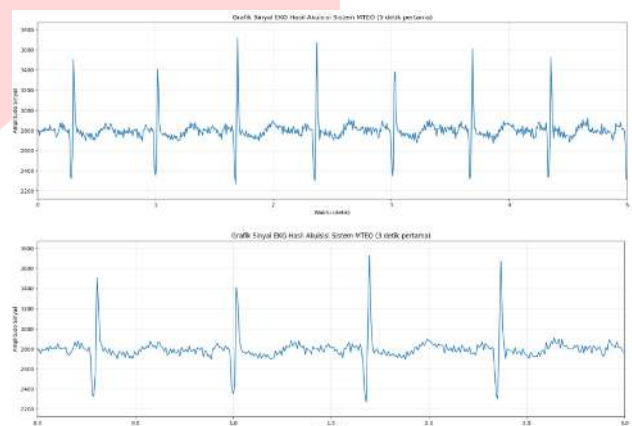
5.) Validasi dan Perbandingan *Output* Sistem

Validasi dilakukan untuk memastikan keluaran sistem EKG berbasis ESP32 dengan algoritma Pan-Tompkins, MTEO, dan Hilbert Transform sesuai secara morfologi dan fisiologis. Evaluasi mencakup visualisasi bentuk gelombang, parameter HR dan HRV, serta perbandingan dengan BioSigKit (MATLAB) sebagai referensi.

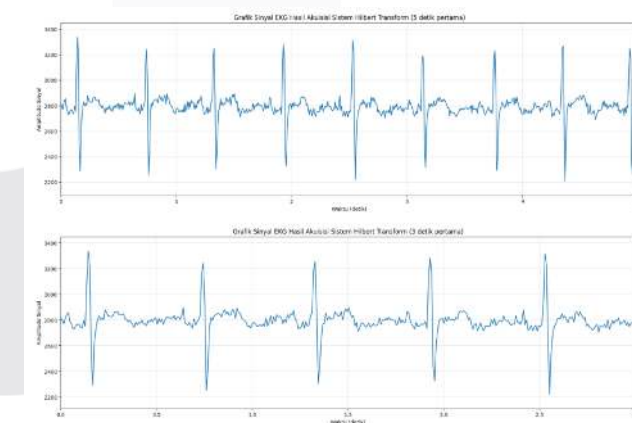
Hasil validasi morfologi menunjukkan bahwa ketiga algoritma mampu merepresentasikan komponen utama sinyal EKG (P, QRS, dan T) dengan urutan fisiologis yang benar, meskipun masih terdapat noise amplitudo kecil.



(a)



(b)



(c)

Gambar 9

(Visualisasi bentuk sinyal EKG hasil mikrokontroler ESP32 (a) Sinyal Pan-Tompkins, (b) Sinyal MTEO, (c) Sinyal Hilbert Transform)

Validasi fisiologis menunjukkan bahwa Pan-Tompkins dan MTEO menghasilkan nilai HR dalam rentang normal, sedangkan Hilbert Transform cenderung menghasilkan HR lebih tinggi dan kurang stabil.

Tabel 12  
(Hasil Validasi Fisiologis dengan Parameter HR)

Algoritma	HR Minimum (bpm)	HR Maksimum (bpm)	HR Rata-rata (bpm)
Pan-Tompkins	71,1	81,3	76,8
MTEO	84,9	94,6	88,9
Hilbert Transform	96,9	110,5	102,3

Perbandingan dengan BioSigKit menunjukkan bahwa Pan-Tompkins memiliki kesesuaian terbaik dengan nilai RMSE terendah pada parameter HR dan HRV. MTEO menunjukkan akurasi yang cukup baik namun lebih sensitif terhadap fluktuasi RR interval, sedangkan Hilbert Transform memiliki deviasi terbesar, khususnya pada parameter HRV.

Tabel 13  
Perbandingan Hasil Deteksi Pan-Tompkins

Parameter	BioSigKit (MATLAB)	ESP32 (Real-time)
R-peak terdeteksi	76	61
Mean HR (bpm)	77.00	76.32
SDRR (ms)	44.40	34.46
RMSSD (ms)	37.35	44.63
pNN50 (%)	17.57	26.69

Tabel 14  
RMSE Parameter HR dan HRV Pan-Tompkins

Parameter	RMSE
Mean HR	0.68 bpm
SDRR	9.94 ms
RMSSD	7.28 ms
pNN50	9.12 %

Tabel 15  
Perbandingan Hasil Deteksi MTEO

Parameter	BioSigKit	ESP32
R-peak terdeteksi	89	60
Mean HR (bpm)	90.27	89.06
SDRR (ms)	26.22	26.06
RMSSD (ms)	25.31	37.62
pNN50 (%)	6.90	14.77

Tabel 16  
RMSE Parameter HR dan HRV MTEO

Parameter	RMSE
Mean HR	1.21 bpm
SDRR	0.16 ms
RMSSD	12.31 ms
pNN50	7.87 %

Tabel 17  
Perbandingan Hilbert Transform

Parameter	BioSigKit	ESP32
R-peak terdeteksi	87	61
Mean HR (bpm)	89.33	99.80
SDRR (ms)	144.54	105.60
RMSSD (ms)	177.30	129.60
pNN50 (%)	12.94	71.40

Tabel 18  
RMSE Parameter HR dan HRV Hilbert Transform

Parameter	RMSE
Mean HR (bpm)	10.47
SDRR (ms)	38.94
RMSSD (ms)	47.70
pNN50 (%)	58.46

Evaluasi ketepatan deteksi PQRST menunjukkan bahwa Pan-Tompkins menghasilkan performa terbaik dengan RMSE 4,80, diikuti MTEO (7,24) dan Hilbert Transform (10,99).

Tabel 19  
Hasil Deteksi PQRST ESP32 dan MATLAB

Algoritma	Platform	P	Q	R	S	T
Pan-Tompkins	ESP32	84	86	86	85	77
	MATLAB	87	87	87	87	87
MTEO	ESP32	73	78	79	77	68
	MATLAB	81	81	81	81	81
Hilbert Transform	ESP32	94	88	98	85	90
	MATLAB	81	81	81	81	81

Tabel 20  
Error Deteksi PQRST

Algoritma	Error P	Error Q	Error R	Error S	Error T
Pan-Tompkins	3	1	1	2	10
MTEO	8	3	2	4	13
Hilbert Transform	13	7	17	4	9

Tabel 21  
Nilai RMSE Pendeteksian PQRST Setiap Algoritma

Algoritma	RMSE
Pan-Tompkins	4,80
MTEO	7,24
Hilbert Transform	10,99

Secara keseluruhan, Pan-Tompkins merupakan algoritma paling stabil dan akurat untuk implementasi EKG *real-time* berbasis ESP32, diikuti oleh MTEO, sedangkan Hilbert Transform kurang stabil untuk analisis HRV *real-time*.

## V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan pengujian, sistem pengenalan sinyal elektrokardiogram (EKG) secara *real-time* berbasis mikrokontroler ESP32 berhasil direalisasikan dan berfungsi sesuai tujuan penelitian. Sistem EKG satu *lead frontal* yang menggunakan modul BioAmp EXG Pill dengan konfigurasi elektroda RA, LA, dan LL mampu melakukan akuisisi sinyal EKG secara *real-time* dengan frekuensi *sampling* 125 Hz, sehingga sinyal yang diperoleh representatif untuk analisis PQRST, *Heart Rate* (HR), dan *Heart Rate Variability* (HRV).

Implementasi algoritma Pan-Tompkins, Hilbert Transform, dan Multilevel Teager Energy Operator (MTEO) menunjukkan bahwa ketiga algoritma mampu mendeteksi puncak R dan kompleks PQRST secara *real-time* dengan kompleksitas waktu linier  $O(N)$ . Algoritma Pan-Tompkins memiliki rata-rata waktu pemrosesan sekitar 4,2  $\mu$ s per sampel, sedangkan algoritma MTEO dan Hilbert Transform berada pada orde waktu yang sebanding, sehingga ketiganya memiliki efisiensi komputasi yang baik untuk sistem tertanam.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa perhitungan HR dan HRV memiliki tingkat error yang relatif kecil dibandingkan referensi BioSigKit pada MATLAB. Selisih nilai HR rata-rata berada pada rentang  $\pm 1-3$  bpm, sementara parameter HRV *domain* waktu seperti SDNN dan RMSSD berada dalam batas toleransi fisiologis. Dengan latensi pemrosesan pada orde mikrodetik dan akurasi yang memadai, sistem ini layak digunakan untuk pemantauan jantung secara *real-time* berbasis mikrokontroler..

## REFERENSI

- [1] D. Ramli and Y. Karani, "Anatomi dan Fisiologi Kompleks Mitral," *Jurnal Kesehatan Andalas*, vol. 7, pp. 103–112, 2018.
- [2] World Health Organization (WHO), "Cardiovascular Diseases (CVDs)," *World Health Organization (WHO)*, 2021.
- [3] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, *Laporan Nasional RSKESDAS 2018*, Jakarta: Lembaga Penerbit Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan, 2019.
- [4] R. J. Martis, U. R. Acharya and H. Adeli, "Current Methods in *Electrocardiogram* Characterization," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 48, pp. 133–149, 2014.
- [5] M. Rifali and D. Irmawati, "Sistem Cerdas Deteksi Sinyal Elektrokardiogram (EKG) untuk Klasifikasi Jantung Normal dan Abnormal Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST)," *ELINVO (Electronics, Informatics, and Vocational Education)*, vol. 4, no. 1, pp. 49–55, 2019.
- [6] J. E. Hall, *The Heart*, Mississippi: ELSEVIER, 2016.
- [7] S. Herminingsih, I. Uddin, M. A. Nugroho and S. N. Sofia, *ELEKTROKARDIOGRAFI*, Semarang: Fakultas Kedokteran Universitas Diponegoro, 2021.
- [8] L. Irawati, "Aktifitas Listrik pada Otot Jantung," *Jurnal Kesehatan Andalas*, vol. 4, no. 2, pp. 596–599, 2015.
- [9] T. W. Bae and K. K. Kwon, "EKG PQRST Complex Detector and *Heart Rate Variability* Analysis using Temporal Characteristics of Fiducial Points," *Biomedical Signal processing and Control*, vol. 66, 2021.
- [10] G. B. Adityaputra, T. and T. A. Sardjono, "Rancang Bangun Elektrokardiografi 12-Leads untuk Sistem Pengawasan Kesehatan Jantung Jarak Jauh," *JURNAL TEKNIK ITS*, vol. 8, no. 1, 2019.
- [11] R. I. S. H. S. T. M. A. Z. Fahira, "Analysis of Pan-Tompkins Algorithm Performance with Noisy EKG Signals," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1532, 2019.
- [12] D. Janković and R. Stojanović, "The case study of application Hilbert transform in EKG *signal processing*," *MENOnet Journal: Works in Progress in Embedded Computing (WiPiEC)*, vol. 7, no. 2, pp. 1–8, Dec. 2021.
- [13] D. Benitez, P. A. Gaydecki, A. Zaidi, and A. P. Fitzpatrick, "The use of the Hilbert transform in EKG signal analysis," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 31, no. 5, pp. 399–406, 2001.
- [14] Z. Habibi, K. Karimizadeh, A. Nosratpour and I. Alipourfard, "Enhanced QRS detection and EKG compression using adaptive *thresholding*: A *real-time* approach for improved monitoring and diagnosis," *Computers and Electrical Engineering*, vol. 119, 2024.
- [15] H. Sedghamiz, "BioSigKit: A Matlab Toolbox and Interface for Analysis of Biosignal," *The Journal of Open Source Software*, vol. 3, no. 30, p. 671, 2018.
- [16] H. Beyramienanlou and N. Lotfivand, "An Efficient Teager Energy Operator-Based Automated QRS Complex Detection," *Journal of Healthcare Engineering*, vol. 2018, p. 11, 2018.
- [17] S. B. S. D. A. H. Lindsay M. Biga, *Anatomy & Physiology*, Oregon State University, 2019.
- [18] D. K. Hasibuan and I. H. Mulyadi, "Real-time *Heart Rate* Monitoring for *Wearable* Electrocardiography Using Filter-Based and Peak *Threshold* Algorithms: A Comparative Study," *Jurnal Integrasi*, vol. 10, no. 2, pp. 54–58, 2018.
- [19] R. Tiwari, R. Kumar, S. Malik, T. Raj and P. Kumar, "Analysis of *Heart Rate Variability* and Implication of Different Factors on *Heart Rate Variability*," *Current Cardiology Reviews*, vol. 17, no. 5, 2021.