

**DELINEASI GELOMBANG P DAN *RR-INTERVAL* PADA SINYAL  
ELEKTROKARDIOGRAM *SINGLE-LEAD* MENGGUNAKAN  
METODE *RECURRENT NEURAL NETWORKS***

**SKRIPSI**

**Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer**



**Oleh :**

**Elsa Maharani Putri**

**09011181924019**

**JURUSAN SISTEM KOMPUTER  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS SRIWIJAYA**

**2023**

**LEMBAR PENGESAHAN**

**DELINEASI GELOMBANG P DAN RR-INTERVAL PADA SINYAL  
ELEKTROKARDIOGRAM SINGLE-LEAD MENGGUNAKAN METODE  
RECURRENT NEURAL NETWORKS**

**SKRIPSI**

**Program Studi Sistem Komputer  
Jenjang S1**

**Oleh**

**Elsa Maharani Putri  
09011181924019**

**Indralaya, 0 Januari 2024**

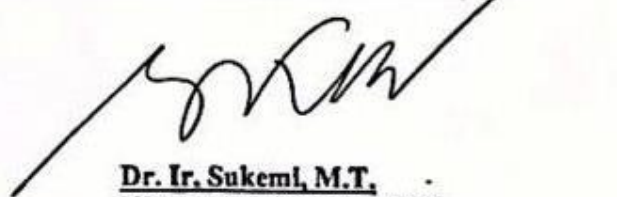
**Mengetahui,**

**Pembimbing Tugas Akhir I**



**Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., PhD  
NIP. 196908021994012001**

**Pembimbing Tugas Akhir II**



**Dr. Ir. Sukemi, M.T.  
NIP. 196612032006041001**

**Ketua Jurusan Sistem Komputer**



**Dr. Ir. Sukemi, M.T.  
NIP. 196612032006041001**

## HALAMAN PERSETUJUAN

Telah diuji lulus pada :

Hari : Rabu

Tanggal : 20 Desember 2023

Tim Penguji :


1. Ketua : Dr. Firdaus, M.Kom.

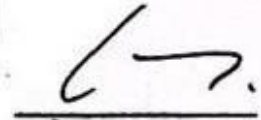
2. Sekretaris : Iman Saladin B. Azhar, M.MSI.

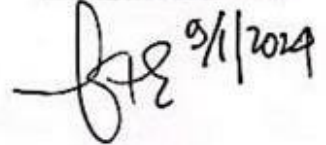
3. Penguji Sidang : Prof. Dr. Ir. Bambang Tutuko, M.T.

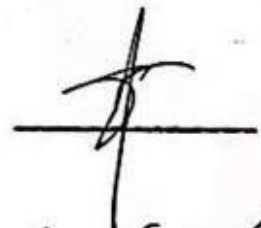
4. Pembimbing I : Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T, PhD

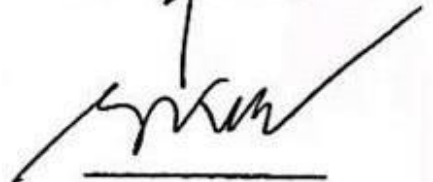
5. Pembimbing II : Dr. Ir. Sukemi, M.T.

  
\_\_\_\_\_

  
\_\_\_\_\_

 9/1/2024  
\_\_\_\_\_

  
\_\_\_\_\_

  
\_\_\_\_\_

Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer,

  
Dr. Ir. Sukemi, M.T.  
NIP. 496612632606041001

## HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Elsa Maharani Putri

NIM : 09011181924019

Judul : Delineasi Gelombang P dan RR-Interval pada Sinyal Elektrokardiogram  
*Single-Lead Menggunakan Metode Recurrent Neural Networks*

**Hasil Pengecekan Software iThenticate/Turnitin : 11 %**

Menyatakan bahwa laporan tugas akhir saya merupakan hasil karya sendiri dan bukan hasil penjiplakan atau plagiat. Apabila ditemukan unsur penjiplakan atau plagiat dalam laporan tugas akhir ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dari Universitas Sriwijaya.

Demikian, pernyataan ini saya buat dalam keadaan sadar dan tanpa paksaan dari siapapun.



Indralaya, Januari 2024



**Elsa Maharani Putri**  
**NIM.09011181924019**

## KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr.Wb.

Puji syukur Alhamdulillah penulis panjatkan atas kehadiran Allah SWT yang telah memberikan karunia dan rahmat-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan Proposal Tugas Akhir ini yang berjudul **“Delineasi Gelombang P dan RR-Interval pada Sinyal Elektrokardiogram *Single-Lead* Menggunakan Metode *Recurrent Neural Networks*”**.

Pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada beberapa pihak atas ide dan saran serta bantuannya dalam menyelesaikan penulisan Proposal Tugas Akhir ini. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan rasa syukur kepada Allah SWT dan terima kasih kepada yang terhormat :

1. Kedua orang tua tercinta, mama dan papa yang selalu mendoakan, memberi semangat dan nasihat dengan penuh kasih sayang.
2. Kakak-kakak saya dan semua saudara saya yang selalu memberikan semangat selama berjuang, serta keponakan yang menjadi semangat bagi penulis.
3. Bapak Prof. Dr. Erwin, S.Si., M.Si selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Bapak Dr. Ir. Sukemi, M.T., selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
5. Ibu Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., Ph.D., selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang berkenan meluangkan waktunya, memberikan saran dan motivasi serta bimbingan terbaik untuk penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
6. Bapak Dr. Ir. Sukemi, M.T., selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir kedua sekaligus Dosen Pembimbing Akademik yang telah memberikan saran dan masukan kepada penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
7. Mba Annisa Darmawahyuni, M.Kom., selaku Asisten Dosen Pembimbing yang telah membimbing dan memberi motivasi selama ini kepada penulis.

8. Mba Ade, Kak Naufal dan Mba Anggun selaku Asisten Dosen yang telah membantu dan memotivasi selama penyelesaian Tugas Akhir.
9. Mba Renny dan Kak Yopi selaku admin Jurusan Sistem Komputer yang telah membantu mengurus seluruh berkas.
10. Terima kasih untuk diriku sendiri atas pengorbanan dan perjuangan selama mengejar gelar ini akan segera terbayar. Selamat untuk diriku sendiri atas tahan bantingnya selama ini.
11. Farhan Akbar yang menjadi *support system*, menemani saat bimbingan, revisi, pengurusan berkas, serta menjadi tempat berkeluh kesah selama perjuangan skripsi.
12. Teman-teman Grup Riset IsysRG Batch 4 yang telah banyak membantu.
13. Teman-teman seperjuangan terutama sahabat saya Milda, Salwa, Muning, Yepi yang selalu memberi semangat dikala putus asa.
14. Gita dan Ardi yang sudah membantu menyelesaikan projek, Rehan dan Agil yang sering membantu mengurus berkas di Indralaya.
15. Keluarga Cemara dan Heppines yang selalu memberi semangat.

Penulis menyadari bahwa laporan ini masih sangat jauh dari kata sempurna. Untuk itu kritik dan saran yang membangun sangatlah diharapkan penulis. Akhir kata penulis berharap, semoga proposal tugas akhir ini bermanfaat dan berguna bagi khalayak.

Wassalamu'alaikum Wr. Wb.

Indralaya, Januari 2024  
Penulis,



Elsa Maharani Putri  
NIM. 09011181924019

# ***DELINEATION OF P-WAVES AND RR-INTERVALS IN SINGLE-LEAD ELECTROCARDIOGRAM SIGNALS USING RECURRENT NEURAL NETWORKS***

**Elsa Maharani Putri (09011181924019)**

*Computer Engineering Department, Computer Science Faculty, Sriwijaya University*

Email : [elsamaharaniputri19@gmail.com](mailto:elsamaharaniputri19@gmail.com)

## **ABSTRACT**

*This research aims to perform the delineation of P-waves and RR-intervals in single-lead electrocardiogram (ECG) signals using Recurrent Neural Networks (RNN). The ECG signals consist of P, Q, R, S, T, and U waves. The delineation process is conducted to identify waves in the EKG signal, dividing the data into eight classes, namely Pwave, Poff-Qon, Qon-Rpeak, Rpeak-Qoff, Qoff-Ton, Twave, Toff-Pon, and Zeropad. The utilization of deep learning methods in delineation aims to reduce interpretation errors. In this study, a computer-based delineation system employs a combination of CNN-BiLSTM deep learning methods. Delineation is carried out for eight wave classes, with a total of 312 designed models, each trained and tested using QTDB data. Each model is constructed with variations in hidden layer parameters, batch size, learning rate, and epoch to achieve optimal results. The delineation process of medical image signals in EKG with the CNN-BiLSTM architecture shows the best results in trials using a CNN with 7 layers and 1 layer of BiLSTM. The fourth model in this architecture exhibits a sensitivity of 93.59%, precision of 94.94%, specificity of 99.52%, accuracy of 99.15%, error rate of 0.85%, and an F1-Score of 94.20%.*

**Keywords:** *Delineaion, Electrocardiogram, Reccurent Neural Networks, Bidirectional long short-term memory, Single Lead*

**DELINEASI GELOMBANG P DAN RR-INTERVAL PADA SINYAL  
ELEKTROKARDIOGRAM *SINGLE-LEAD* MENGGUNAKAN METODE  
*RECURRENT NEURAL NETWORKS***

**Elsa Maharani Putri (09011181924019)**

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email : [elsamaharaniputri19@gmail.com](mailto:elsamaharaniputri19@gmail.com)

**ABSTRAK**

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan delineasi gelombang P dan interval RR pada sinyal elektrokardiogram satu lead menggunakan jaringan saraf rekuren Recurrent Neural Networks. Gelombang pada sinyal elektrokardiogram (EGK) terdiri dari P, Q, R, S, T, dan U. Proses delineasi dilakukan untuk mengidentifikasi gelombang dalam sinyal EKG, membagi data menjadi delapan kelas seperti Pwave, Poff-Qon, Qon-Rpeak, Rpeak-Qoff, Qoff-Ton, Twave, Toff-Pon dan Zeropad. Penggunaan metode deep learning dalam delineasi bertujuan untuk mengurangi kesalahan interpretasi. Dalam penelitian ini, sistem delineasi berbasis komputer menggunakan metode deep learning kombinasi CNN-BiLSTM. Delineasi dilakukan terhadap delapan kelas gelombang, dengan total 312 model yang dirancang, masing-masing akan dilatih dan diuji menggunakan data QTDB. Setiap model dibangun dengan variasi parameter hidden layer, batch size, learning rate, dan epoch untuk mencapai hasil terbaik. Proses delineasi citra medis sinyal EKG dengan model arsitekur CNN-BiLSTM memiliki hasil terbaik pada uji coba menggunakan CNN 7 layer dan 1 layer BiLSTM. Dimana model ke 4 dalam arsitekur ini memiliki nilai sensitivitas 93.59%, presisi 94.94%, spesifisitas 99.52%, akurasi 99.15%, error 0.85%, dan F1-Score 94.20%.

**Kata Kunci:** Delineasi, Elektrokardiogram, *Reccurent Neural Networks*, *Bidirectional long short-term memory*, *Single Lead*



## DAFTAR ISI

	<b>Halaman</b>
<b>LEMBAR PENGESAHAN.....</b>	<b>i</b>
<b>LEMBAR PERSETUJUAN.....</b>	<b>ii</b>
<b>LEMBAR PERNYATAAN.....</b>	<b>iii</b>
<b>KATA PENGANTAR.....</b>	<b>iv</b>
<b>ABSTRACT.....</b>	<b>vi</b>
<b>ABSTRAK.....</b>	<b>vii</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>viii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>xii</b>
<b>DAFTAR TABEL.....</b>	<b>xiii</b>
<b>DAFTAR ISTILAH.....</b>	<b>xiv</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Tujuan.....	2
1.3 Perumusan Masalah .....	2
1.4 Batasan Masalah.....	3
1.5 Sistematika Penulisan.....	3
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....</b>	<b>5</b>
2.1 Deep Learning.....	5
2.2 Recurrent Neural Network.....	5
2.3 Discrete Wavelet Transform.....	6
2.4 Convolution Neural Network.....	7
2.5 Convolutional Recurrent Neural Network (CRNN) .....	7
2.6 Long Short-Term Memory .....	8
2.7 Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM).....	10
2.8 Model Optimizer.....	11
2.9 Citra Medis Sinyal Elektrodigram.....	11
2.10 Gelombang P dan RR-Interval.....	14
2.11 Interpretasi Kelainan Morfologi EKG .....	14
2.12 Pembagian Data .....	15
2.12.1 Data Latih.....	15
2.12.2 Data Uji.....	15

2.12.3	Data Validasi .....	15
2.13	Validasi Performa.....	16
2.13.1	Akurasi.....	16
2.13.2	Sensitivitas .....	16
2.13.3	Spesifisitas.....	17
2.13.4	Presisi.....	17
2.13.5	F1 Score.....	17
<b>BAB III</b>	<b>METODOLOGI PENELITIAN .....</b>	<b>18</b>
3.1	Pendahuluan.....	18
3.2	Kerangka Kerja Penelitian.....	18
3.3	Persiapan Data.....	19
3.4	Pra Pengolahan Data .....	20
3.4.1	Segmentasi Fitur .....	22
3.4.2	Pengurangan Derau dan Penghilangan <i>Baseline Wander</i> Sinyal .....	23
3.5	Tuning Parameter CNN-BiLSTM.....	25
3.6	Model CNN-BiLSTM.....	25
3.7	Validasi Performa.....	27
<b>BAB IV</b>	<b>HASIL DAN ANALISIS .....</b>	<b>28</b>
4.1	Pendahuluan.....	28
4.2	Perbandingan Hasil Delineasi Model CNN-BiLSTM.....	28
4.3	Hasil Delineasi Sinyal Dengan CNN-BiLSTM.....	29
4.3.1	Hasil Delineasi CNN 1 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	29
4.3.2	Hasil Delineasi CNN 2 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	32
4.3.3	Hasil Delineasi CNN 3 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	34
4.3.4	Hasil Delineasi CNN 4 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	36
4.3.5	Hasil Delineasi CNN 5 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	38
4.3.6	Hasil Delineasi CNN 6 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	41
4.3.7	Hasil Delineasi CNN 7 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	43
4.3.8	Hasil Delineasi CNN 8 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	45
4.3.9	Hasil Delineasi CNN 9 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	47
4.3.10	Hasil Delineasi CNN 10 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	49
4.3.11	Hasil Delineasi CNN 11 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	51
4.3.12	Hasil Delineasi CNN 12 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	53
4.3.13	Hasil Delineasi CNN 13 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	55

4.4	Hasil Deteksi .....	57
4.5	Hasil Uji Unseen.....	65
4.6	Analisa.....	66
<b>BAB V KESIMPULAN.....</b>		<b>67</b>
<b>DAFTAR PUSTAKA.....</b>		<b>68</b>

## DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar 2.1</b> Proses Forward Pass dan Backward Pass RNN .....	6
<b>Gambar 2.2</b> Arsitektur Convolutional Neural Network.....	7
<b>Gambar 2.3</b> Skematik Diagram CRNN.....	8
<b>Gambar 2.4</b> Ilustrasi blok LSTM dan <i>memory cell units</i> .....	8
<b>Gambar 2.5</b> Perbandingan Arsitektur LSTM dan Bi-LSTM.....	9
<b>Gambar 2.6</b> Ilustrasi blok LSTM dan <i>memory cell units</i> .....	10
<b>Gambar 2.7</b> Morfologi Gelombang Elektrodigram .....	13
<b>Gambar 3.1</b> Diagram Alir Penelitian .....	19
<b>Gambar 3.2</b> Diagram Alir Pra Pengolahan Data.....	20
<b>Gambar 3.3</b> Sinyal Hasil TWD Sebelum Normalisasi .....	22
<b>Gambar 3.4</b> Sinyal Hasil TWD Setelah Normalisasi .....	22
<b>Gambar 3.5</b> Gambar Sample Hasil Sebelum Segmentasi.....	23
<b>Gambar 3.6</b> Gambar Sample Hasil Setelah Segmentasi .....	23
<b>Gambar 4.1</b> Plot Akurasi dan Loss Model CNN 1 Layer dan BiLSTM 1 Layer.	30
<b>Gambar 4.2</b> Hasil Delineasi Sinyal Dengan Model CNN 1 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	31
<b>Gambar 4.3</b> Plot Akurasi dan Loss Model CNN 2 Layer dan BiLSTM 1 Layer.	32
<b>Gambar 4.4</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal Dengan Model CNN 2 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	34
<b>Gambar 4.5</b> Plot Akurasi dan Loss Model CNN 3 Layer dan BiLSTM 1 Layer.	34
<b>Gambar 4.6</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal Dengan Model CNN 3 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	36
<b>Gambar 4.7</b> Plot Akurasi dan Loss Model CNN 4 Layer dan BiLSTM 1 Layer.	37
<b>Gambar 4.8</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal Dengan Model CNN 4 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	38
<b>Gambar 4.9</b> Plot Akurasi dan Loss Model CNN 5 Layer dan BiLSTM 1 Layer.	39
<b>Gambar 4.10</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal Dengan Model CNN 5 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	40
<b>Gambar 4.11</b> Plot Akurasi dan Loss Model CNN 6 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	41

<b>Gambar 4.12</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal Dengan Model CNN 6 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	43
<b>Gambar 4.13</b> Plot Akurasi dan Loss Model CNN 7 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	43
<b>Gambar 4.14</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal Dengan Model CNN 7 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	45
<b>Gambar 4.15</b> Plot Akurasi dan Loss Model CNN 8 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	45
<b>Gambar 4.16</b> Sample Hasil Delineasi Sinyal Dengan Model CNN 8 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	47
<b>Gambar 4.17</b> Plot Akurasi dan Loss Model CNN 9 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	47
<b>Gambar 4.18</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal Dengan Model CNN 9 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	49
<b>Gambar 4.19</b> Plot Akurasi dan Loss Model CNN 10 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	49
<b>Gambar 4.20</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal Dengan Model CNN 10 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	51
<b>Gambar 4.21</b> Plot Akurasi dan Loss Model CNN 11 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	51
<b>Gambar 4.22</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal Dengan Model CNN 11 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	53
<b>Gambar 4.23</b> Plot Akurasi dan Loss Model CNN 12 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	53
<b>Gambar 4.24</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal Dengan Model CNN 12 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	55
<b>Gambar 4.25</b> Plot Akurasi dan Loss Model CNN 13 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	55
<b>Gambar 4.26</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal Dengan Model CNN 13 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	57

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel 2.1</b> Durasi Normal dan Amplitudopada Sinyal EKG.....	14
<b>Tabel 2.2</b> Confusion Matrix.....	16
<b>Tabel 3.1</b> Distribusi Rekaman Sinyal EKG QT Database.....	15
<b>Tabel 3.2</b> Nilai SNR setiap fungsi wavelet .....	18
<b>Tabel 3.3</b> Parameter Umum Model CNN-BiLSTM.....	19
<b>Tabel 3.4</b> Tuning Parameter Model CNN-BiLSTM.....	19
<b>Tabel 3.5</b> Model Arsitektur CNN-BiLSTM.....	20
<b>Tabel 4.1</b> Perbandingan Hasil Delineasi Sinyal Dengan Model Arsitektur CNN-BiLSTM .....	22
<b>Tabel 4.2</b> Matriks Konfusi Model CNN 1 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	24
<b>Tabel 4.3</b> Pengukuran Matriks Konfusi Model CNN 1 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	25
<b>Tabel 4.4</b> Matriks Konfusi Model CNN 2 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	26
<b>Tabel 4.5</b> Pengukuran Matriks Konfusi Model CNN 2 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	27
<b>Tabel 4.6</b> Matriks Konfusi Model CNN 3 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	29
<b>Tabel 4.7</b> Pengukuran Matriks Konfusi Model CNN 3 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	29
<b>Tabel 4.8</b> Matriks Konfusi Model CNN 4 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	31
<b>Tabel 4.9</b> Pengukuran Matriks Konfus i Model CNN 4 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	32
<b>Tabel 4.10</b> Matriks Konfusi Model CNN 5 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	33
<b>Tabel 4.11</b> Pengukuran Matriks Konfusi Model CNN 5 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	34
<b>Tabel 4.12</b> Matriks Konfusi Model CNN 6 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	35
<b>Tabel 4.13</b> Pengukuran Matriks Konfusi Model CNN 6 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	36
<b>Tabel 4.14</b> Matriks Konfusi Model CNN 7 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	38
<b>Tabel 4.15</b> Pengukuran Matriks Konfusi Model CNN 7 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	38

<b>Tabel 4.16</b> Matriks Konfusi Model CNN 8 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	40
<b>Tabel 4.17</b> Pengukuran Matriks Konfusi Model CNN 8 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	40
<b>Tabel 4.18</b> Matriks Konfusi Model CNN 9 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	42
<b>Tabel 4.19</b> Pengukuran Matriks Konfusi Model CNN 9 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	42
<b>Tabel 4.20</b> Matriks Konfusi Model CNN 10 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	44
<b>Tabel 4.21</b> Pengukuran Matriks Konfusi Model CNN 10 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	44
<b>Tabel 4.22</b> Matriks Konfusi Model CNN 11 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	46
<b>Tabel 4.23</b> Pengukuran Matriks Konfusi Model CNN 11 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	46
<b>Tabel 4.24</b> Matriks Konfusi Model CNN 12 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	48
<b>Tabel 4.25</b> Pengukuran Matriks Konfusi Model CNN 12 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	48
<b>Tabel 4.26</b> Matriks Konfusi Model CNN 13 Layer dan BiLSTM 1 Layer.....	50
<b>Tabel 4.27</b> Pengukuran Matriks Konfusi Model CNN 13 Layer dan BiLSTM 1 Layer .....	50
<b>Tabel 4.28</b> Hasil Deteksi .....	51
<b>Tabel 4.29</b> Hasil Deteksi Normal Dengan Plot Delineasi.....	53
<b>Tabel 4.30</b> Hasil Deteksi Aritmia Dengan Plot Delineasi .....	55
<b>Tabel 4.31</b> Matriks Konfusi Uji Unseen.....	56
<b>Tabel 4.32</b> Pengukuran Matriks Konfusi.....	58

## DAFTAR ISTILAH

### **BiLSTM (Bidirectional long short-term memory)**

Bentuk pengembangan dari arsitektur deep learning LSTM yang dapat memproses informasi baik secara maju maupun mundur dalam urutan data.

### **CNN (Convolutional Neural Network)**

Bentuk arsitektur neural network yang dirancang khusus untuk memproses data bergrid, terutama diterapkan pada tugas-tugas pengenalan gambar dan visi komputer.

### **Deep Learning**

Bagian dari machine learning yang menggunakan neural network dengan banyak lapisan untuk memodelkan dan memahami data.

### **DWT (Discrete Wavelet Transform)**

Teknik yang memisahkan sinyal ke dalam komponen frekuensi rendah dan tinggi menggunakan fungsi gelombang diskrit.

### **EKG (Elektrokardiogram)**

Grafik yang merekam aktivitas listrik jantung selama suatu periode.

### **LSTM (Long Short-Term Memory)**

Jenis neural network yang dibuat khusus untuk menangani ketergantungan waktu dalam data.

### **Single Lead**

Mengacu pada satu set elektroda yang digunakan dalam proses elektrokardiografi (EKG) untuk merekam pola aktivitas listrik jantung.

### **SNR (Signal to Noise Ratio)**

Rasio dari kekuatan sinyal noise.



# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Kecerdasan Buatan adalah upaya untuk menyimulasikan kecerdasan manusia ke dalam sebuah mesin. Mesin tersebut akan di program untuk meniru fungsi kognitif dari pikiran manusia [1]. Kecerdasan Buatan merupakan bidang ilmu komputer tertua dan sangat luas yang menangani semua aspek meniru fungsi kognitif untuk pemecahan masalah di dunia nyata dan membangun sistem belajar dan berpikir seperti manusia. Oleh karena itu sering disebut kecerdasan mesin untuk membedakannya dengan kecerdasan manusia. Bidang ini berkisar pada titik temu antara ilmu kognitif dan ilmu komputer [2]. Perkembangan kecerdasan buatan ini memiliki dampak besar di berbagai bidang karena memiliki keberhasilan praktis dalam pembelajaran mesin. Selain itu dalam beberapa tahun terakhir, penerapan teknologi kecerdasan buatan terutama di bidang kesehatan berkembang sangat pesat serta membuka pintu untuk peningkatan proses diagnosis medis [3].

Selain pembelajaran mesin dalam kecerdasan buatan juga kini terdapat yang namanya pembelajaran mendalam (*Deep Learning*). *Deep Learning* saat ini sangatlah populer karena kebanyakan penelitian menggunakan metode ini telah mencapai hasil tingkat kerja yang luar biasa. Salah satu contoh kasusnya adalah penelitian yang dilakukan oleh kelompok Thrun [4] menunjukkan bahwa *deep learning* mampu mengklasifikasikan kanker kulit dengan tingkat kompetensi sebanding dengan dokter kulit manusia.

Keunggulan utama dari *deep learning* terletak pada kemampuan untuk mengidentifikasi pola yang sulit terdeteksi manusia, hal ini didasarkan dari data yang digunakan untuk metode ini juga banyak. Oleh karena itu teknologi ini menjanjikan dalam bidang kesehatan [4]. Pada penelitian ini akan dibahas mengenai deliniasi sinyal elektrokardiogram dengan memanfaatkan kecerdasan buatan. Banyak peneliti telah melakukan penelitian tentang deliniasi sinyal elektrokardiogram diantara lain, peneliti [5] melakukan deliniasi sinyal P, QRS,

dan T menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan hasil presisi gelombang P sebesar 90.12%, QRS sebesar 99.14%, T sebesar 98.25%. dan sensitivitas pada gelombang P sebesar 98.73%, QRS sebesar 99.94%, serta gelombang T sebesar 99.88%. peneliti [6] menggunakan *Convolutional Neural Network* untuk melakukan improfisasi delineasi sinyal 12 lead dengan dataset LUDB dan mendapatkan hasil akurasi model terbaik sebesar 98.98%.

Berdasarkan penjelasan diatas penulis tertarik untuk memanfaatkan kecerdasan buatan dalam melakukan proses delineasi sinyal elektrokardiogram single lead. Model nantinya akan melakukan proses delineasi terhadap delapan kelas, dan melakukan proses deteksi gelombang P dan gelombang RR-Interval untuk melihat apakah sinyal masuk ke dalam kategori Normal Sinus atau Aritmia Pengujian model ini akan dilakukan dengan menggunakan dataset QTDB dan model yang digunakan merupakan gabungan dari arsitekur CNN-BiLSTM.

## **1.2 Tujuan**

Tujuan yang akan dicapai dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Membangun model RNN untuk delineasi pada sinyal EKG *single-lead* menggunakan *dataset* QTDB.
2. Dapat menggunakan model RNN dengan arsitektur CNN-BiLSTM untuk melakukan ekstraksi dan delineasi.
3. Dapat mendeteksi apakah sinyal masuk kedalam kategori Normal Sinus atau Aritmia.
4. Menghasilkan model RNN dengan memperoleh performa yang baik.

## **1.3 Perumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, maka rumusan masalah yang akan dibahas sebagai berikut :

1. Bagaimana membangun model RNN untuk melakukan delineasi gelombang PWave, Poff-Qon, Qon-Rpeak, Rpeak-Qoff, Qoff-Ton, Twave, Toff-Pon?

2. Bagaimana membangun proses deteksi agar sinyal bisa di asumsikan sebagai Normal Sinus atau Aritmia?
3. Bagaimana model tersebut dapat menghasilkan kinerja sesuai dengan yang diharapkan?

#### **1.4 Batasan Masalah**

Berikut batasan masalah pada Tugas Akhir ini, yaitu :

1. Penelitian ini menggunakan data dari *QT-Database* (QTDB).
2. Delineasi gelombang P dan *RR-Interval* pada sinyal EKG hanya dilakukan terhadap gelombang PWave, Poff-Qon, Qon-Rpeak, Rpeak-Qoff, Qoff-Ton, Twave, Toff-Pon.
3. Penelitian ini hanya sekadar simulasi program dengan menggunakan Bahasa pemrograman *Python*.

#### **1.5 Sistematika Penulisan**

Sistematika penulisan yang akan digunakan dalam penulisan tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

### **BAB I PENDAHULUAN**

Pada bab ini akan berisi pemaparan mengenai latar belakang, tujuan penelitian, perumusan masalah, batasan masalah serta bentuk sistematika penulisan.

### **BAB II TINJAUAN PUSTAKA**

Pada bab ini akan menjelaskan dasar teori yang akan menjadi landasan dasar dari penelitian yang dilakukan dalam pembuatan penelitian.

### **BAB III METODOLOGI PENELITIAN**

Pada bab ini membuat metodologi yang digunakan dan perancangan sistem yang meliputi rancangan perangkat lunak, rancangan program, dataset, serta rancangan masukan dan keluaran.

#### **BAB IV HASIL DAN ANALISIS**

Pada bab ini membuat hasil yang didapat dari penelitian dan pembahasan terhadap hasil yang telah dicapai, serta masalah yang ditemui selama melakukan penelitian, training, testing serta kelebihan dan kekurangan sistem yang telah dibuat.

#### **BAB V KESIMPULAN DAN SARAN**

Pada bab ini merupakan kumpulan kesimpulan dari penelitian yang sudah dilakukan serta memberikan saran agar penelitian selanjutnya dapat ditingkatkan kembali.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Hee Lee and S. N. Yoon, “Application of artificial intelligence-based technologies in the healthcare industry: Opportunities and challenges,” *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 18, no. 1, pp. 1–18, 2021, doi: 10.3390/ijerph18010271.
- [2] A. Holzinger, G. Langs, H. Denk, K. Zatloukal, and H. Müller, “Causability and explainability of artificial intelligence in medicine,” *Wiley Interdiscip. Rev. Data Min. Knowl. Discov.*, vol. 9, no. 4, pp. 1–13, 2019, doi: 10.1002/widm.1312.
- [3] A. Esteva *et al.*, “A guide to deep learning in healthcare,” *Nat. Med.*, vol. 25, no. 1, pp. 24–29, 2019, doi: 10.1038/s41591-018-0316-z.
- [4] A. Esteva *et al.*, “Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks,” *Nature*, vol. 542, no. 7639, pp. 115–118, 2017, doi: 10.1038/nature21056.
- [5] G. Jimenez-Perez, A. Alcaine, and O. Camara, “Delineation of the electrocardiogram with a mixed-quality-annotations dataset using convolutional neural networks,” *Sci. Rep.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–11, 2021, doi: 10.1038/s41598-020-79512-7.
- [6] A. Darmawahyuni *et al.*, “Improved delineation model of a standard 12-lead electrocardiogram based on a deep learning algorithm,” *BMC Med. Inform. Decis. Mak.*, vol. 23, no. 1, p. 139, 2023, doi: 10.1186/s12911-023-02233-0.
- [7] S. Lavanya, T. Kowsalya, J. Preetha, V. Sharmila, and P. Rupaezhilarasi, “A Comparative Analysis of Emotion and Sentiment Analysis Method from Twitter Text,” 2021.
- [8] K. Jun, D. W. Lee, K. Lee, S. Lee, and M. S. Kim, “Feature Extraction Using an RNN Autoencoder for Skeleton-Based Abnormal Gait Recognition,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 19196–19207, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2967845.
- [9] T. Wiatowski and H. Bolcskei, “A Mathematical Theory of Deep

- Convolutional Neural Networks for Feature Extraction,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 64, no. 3, pp. 1845–1866, 2018, doi: 10.1109/TIT.2017.2776228.
- [10] W. Cai and D. Hu, “QRS complex detection using novel deep learning neural networks,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 97082–97089, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2997473.
- [11] M. Zihlmann, D. Perekrestenko, M. Tschannen, and E. T. H. Zurich, “Convolutional Recurrent Neural Networks for Electrocardiogram Classification,” vol. 44, pp. 1–4, 2017, doi: 10.22489/CinC.2017.070-060.
- [12] J. Ma, S. Liu, and G. Chen, “Identification and Classification of Electrocardiogram Signals Based on Convolutional Recurrent Neural Network,” *Proc. - 2018 11th Int. Congr. Image Signal Process. Biomed. Eng. Informatics, CISP-BMEI 2018*, 2019, doi: 10.1109/CISP-BMEI.2018.8633273.
- [13] N. F. Hikmah, A. Arifin, and T. A. Sardjono, “Delineation of Ecg Feature Extraction Using,” pp. 135–146.
- [14] H. S. Choi, B. Lee, and S. Yoon, “Biometric Authentication Using Noisy Electrocardiograms Acquired by Mobile Sensors,” *IEEE Access*, vol. 4, pp. 1266–1273, 2016, doi: 10.1109/ACCESS.2016.2548519.
- [15] B. S. Shaik, G. V. S. S. K. R. Naganjaneyulu, T. Chandrasheker, and A. V. Narasimhadhan, “A Method for QRS Delineation Based on STFT Using Adaptive Threshold,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 54, pp. 646–653, 2015, doi: 10.1016/j.procs.2015.06.075.
- [16] H. Sulastomo *et al.*, “Buku Manual Keterampilan Klinis Interpretasi Pemeriksaan Elektrokardiografi ( Ekg ),” *Skillslab.Fk.Uns.Ac.Id*, pp. 1–30, 2019.
- [17] H. S. et Al, *Buku Manual Keterampilan Klinis Interpretasi Pemeriksaan Elektrokardiografi ( Ekg ).* 2019.
- [18] A. and M. Ardiana, *BUKU AJAR BELAJAR CEPAT EKG - Google Play Buku.* Airlangga University Press, 2019.
- [19] S. Nurmaini *et al.*, “Robust electrocardiogram delineation model for automatic morphological abnormality interpretation,” *Sci. Rep.*, vol. 13, no.

- 1, pp. 1–17, 2023, doi: 10.1038/s41598-023-40965-1.
- [20] N. Ajam, “Heart Diseases Diagnoses using Artificial NeuralNetwork,” vol. 5, no. 4, pp. 7–11, 2015.
- [21] A. Darmawahyuni et al., “Deep learning with a recurrent network structure in the sequence modeling of imbalanced data for ECG-rhythm classifier,” *Algorithms*, vol. 12, no. 6, pp. 1–12, 2019.
- [22] H. Wai and K. Lau, “Informatics in Medicine Unlocked Multiclass classification of myocardial infarction with convolutional and recurrent neural networks for portable ECG devices,” *Informatics Med. Unlocked*, vol. 13, no. June, pp. 26–33, 2018.
- [23] L. S. Memory, “Long Short-Term Memory,” pp. 37–45, 2012. L. S. Memory, “Long Short-Term Memory,” pp. 37–45, 2012.
- [24] H. C. Bazett, “AN ANALYSIS OF THE TIME-RELATIONS OF ELECTROCARDIOGRAMS.,” *Ann. Noninvasive Electrocardiol.*, vol. 2, no. 2, pp. 177–194, 1997.
- [25] L. S. Fridericia, “The duration of systole in an electrocardiogram in normal humans and in patients with heart disease,” *Ann. Noninvasive Electrocardiol.*, vol. 8, no. 4, pp. 343–351, 2003.
- [27] A. Sagie, M. G. Larson, R. J. Goldberg, J. R. Bengtson, and D. Levy, “An improved method for adjusting the QT interval for heart rate (the Framingham Heart Study),” *Am. J. Cardiol.*, vol. 70, no. 7, pp. 797–801, 1992.
- [28] M. Hodges, “Rate correction of the QT interval,” *Card. Electrophysiol. Rev.*, vol. 1, no. 3, pp. 360–363, 1997.
- [29] B. Vandenbergk *et al.*, “Which QT correction formulae to use for QT monitoring?,” *J. Am. Heart Assoc.*, vol. 5, no. 6, p. e003264, 2016.
- [30] M. Alfaouri and K. Daqrouq, “ECG signal denoising by wavelet transform thresholding,” *Am. J. Appl. Sci.*, vol. 5, no. 3, pp. 276–281, 2008.
- [31] M. A. Kabir and C. Shahnaz, “Denoising of ECG signals based on noise reduction algorithms in EMD and wavelet domains,” *Biomed. Signal*

*Process. Control*, vol. 7, no. 5, pp. 481–489, 2012.

- [32] E.-S. A. El-Dahshan, “Genetic algorithm and wavelet hybrid scheme for ECG signal denoising,” *Telecommun. Syst.*, vol. 46, no. 3, pp. 209–215, 2011.
- [33] F. Monitillo, M. Leone, C. Rizzo, A. Passantino, and M. Iacoviello, “Ventricular repolarization measures for arrhythmic risk stratification,” *World J. Cardiol.*, vol. 8, no. 1, p. 57, 2016.
- [34] B. J. Drew *et al.*, “Prevention of torsade de pointes in hospital settings: a scientific statement from the American Heart Association and the American College of Cardiology Foundation endorsed by the American Association of Critical-Care Nurses and the International Society ,” *J. Am. Coll. Cardiol.*, vol. 55, no. 9, pp. 934–947, 2010.



