

**OTOMATISASI DELINEASI SINYAL  
ELEKTROKARDIOGRAM MENGGUNAKAN  
METODE *LONG SHORT-TERM MEMORY* BERBASIS  
EKSTRAKSI FITUR *CONVOLUTIONAL NEURAL  
NETWORK 1-DIMENSI***

**TUGAS AKHIR**

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



**OLEH :**

**JANNES EFFENDI**

**09011181722005**

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

**2021**

## HALAMAN PENGESAHAN

# OTOMATISASI DELINEASI SINYAL ELEKTROKARDIOGRAM MENGGUNAKAN METODE *LONG SHORT-TERM MEMORY* BERBASIS EKSTRAKSI FITUR *CONVOLUTIONAL NEURAL* *NETWORK 1-DIMENSI*

## TUGAS AKHIR

Program Studi Sistem Komputer

Jenjang S1

Oleh

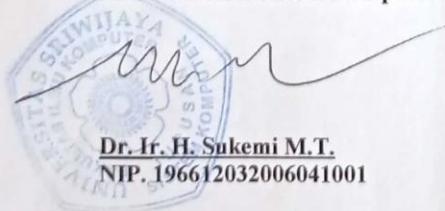
JANNES EFFENDI

09011181722005

Indralaya, Januari 2021

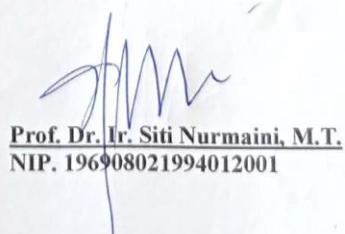
Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer



Dr. Ir. H. Sukemi M.T.  
NIP. 196612032006041001

Pembimbing Tugas Akhir



Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.  
NIP. 196908021994012001

## HALAMAN PERSETUJUAN

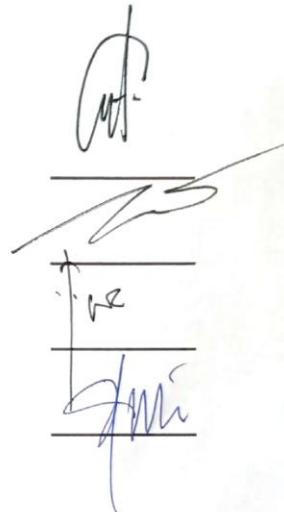
Telah diuji dan lulus pada:

Hari : Senin

Tanggal : 11 Januari 2021

Tim Penguji :

1. Ketua : Ahmad Zarkasi, M.T.
2. Sekretaris : Rossi Passarella, M.Eng.
3. Penguji : Firdaus, M.Kom.
4. Pembimbing : Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.



Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer



Dr. Ir. H. Sukemi M.T.

NIP. 196612032006041001

## HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Jannes Effendi

NIM : 09011181722005

Judul : Otomatisasi Delineasi Sinyal Elektrokardiogram Menggunakan Metode  
*Long Short-Term Memory* Berbasis Ekstraksi Fitur *Convolutional Neural Network* 1-Dimensi

Hasil pengecekan *Software Turnitin*: 3%

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 tidak dipaksakan.



Palembang, Januari 2021



Jannes Effendi

## KATA PENGANTAR

Pujian dan rasa syukur penulis panjatkan kepada Sang hyang Adi Buddha Tuhan Yang Maha Esa, Sang Triratna, dan Bodhisattva, atas berkah dan anugerah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan Tugas Akhir ini yang berjudul **“Otomatisasi Delineasi Sinyal Elektrokardiogram Menggunakan Metode Long Short-Term Memory Berbasis Ekstraksi Fitur Convolutional Neural Network 1-Dimensi”**.

Dalam laporan ini penulis menjelaskan mengenai delineasi sinyal EKG menggunakan *Convolutional Neural Network* dan *Long Short Term Memory* untuk mengklasifikasi gelombang P, QRS kompleks dan T dengan disertai data-data yang diperoleh penulis saat melakukan penelitian dan pengujian berbagai model. Penulis berharap agar tulisan ini dapat bermanfaat bagi orang banyak dan menjadi bahan bacaan bagi yang tertarik, terutama para peneliti yang berada di bidang medis dan elektrokardiogram.

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

1. Kedua Orang tua yang sangat saya sayangi, yang telah membesar dan mendidik saya dengan kasih sayang dan selalu memberikan semangat dan motivasi dalam hidup penulis.
2. Bapak Jaidan Jauhari, S.Pd., M.T., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
3. Bapak Dr. Ir. H. Sukemi, M.T. selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Ibu Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T., selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang telah meluangkan waktunya untuk membimbing, memberikan saran dan motivasi serta bimbingan terbaik untuk penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
5. Bapak Dr. Ir. H. Sukemi, M.T. selaku Pembimbing Akademik Jurusan Sistem Komputer.

6. Bapak Firdaus, M.Kom. yang selalu memberikan dukungan bagi penulis.
7. Kak Muhammad Naufal dan Mbak Annisa Darmawahyuni yang selalu memberikan bantuan dan saran untuk penulis.
8. Kak Devi yang selalu memudahkan penulis dalam penyelesaian laporan ini.
9. Riza Muhamram, Prabowo, Herlan dan Fitria sebagai teman terbaik yang selalu memberikan semangat dan support bagi penulis.
10. Teman – teman SK17A.
11. Teman – teman seperjuangan di Intelligent System Research Group.
12. Dan semua pihak yang telah membantu.

Penulis menyadari bahwa laporan ini tidak dapat dikatakan sempurna. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan penulis agar penulisan laporan ini dapat menjadi lebih baik lagi dan dapat dijadikan sebagai sumber referensi yang bermanfaat bagi semua pihak.

Akhir kata dengan segala keterbatasan, penulis berharap laporan ini dapat menghasilkan sesuatu yang bermanfaat, khususnya bagi Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya secara langsung ataupun tidak langsung sebagai sumbangan pikiran dalam peningkatan mutu pembelajaran dan penelitian.

Indralaya, Januari 2021

Penulis,



Jannes Effendi  
NIM. 09011181722005

***AUTOMATION OF ELECTROCARDIOGRAM  
DELINÉATION USING LONG SHORT-TERM MEMORY  
BASED ON 1-DIMENTIONAL CONVOLUTIONAL  
NEURAL NETWORK FEATURE EXTRACTION***

**JANNES EFFENDI (09011181722005)**

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

Email : jannes200019@gmail.com

**ABSTRACT**

*Electrocardiogram (ECG) is electrical records that contains information about human heart. In the medical field, humans heart condition can be diagnosed by analyzing the changes in hearts beat or rhythm that contain p wave, QRS-Complex and T wave. Delineation can be very hard for doctor to do because of human errors. Because of that, automation of ECG delineation by using deep learning is preferred. The deep learnings methodology used in this study is Recurrent Neural Network(RNN) with Long Short-Term Memory(LSTM) combined with Convolutional Neural Network(CNN) as feature extraction. LSTM is an effective method for classifying time series data. LSTM can also overcomes vanishing gradient's problems that occur in RNN. In this study, delineation is applied to 4 and 7 types of waves. There are 14 models generated with the best learning rate, number of hidden layers and batch size. Every time step in LSTM have 370 nodes for every types of waves. From the 14 experimental models, the best model is obtained by using CNN as feature extraction before using Bi-LSTM in both 4 and 7 types of waves. CNN and Bi-LSTM's model have the highest evaluation values in 7 types of waves scenarios with performance value of sensitivity, precision, specificity, accuracy and F1-Score respectively 98.82%, 98.86%, 99.9%, 99.83%, and 98.84%*

***Keywords :*** *Electrocardiogram, delineation, Convolutional Neural Network, Long Short-Term Memory,*

**OTOMATISASI DELINEASI SINYAL  
ELEKTROKARDIOGRAM MENGGUNAKAN  
METODE *LONG SHORT-TERM MEMORY* BERBASIS  
EKSTRAKSI FITUR *CONVOLUTIONAL NEURAL  
NETWORK 1-DIMENSI***

**JANNES EFFENDI (09011181722005)**

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya  
Email : jannes200019@gmail.com

**ABSTRAK**

Elektrokardiogram (EKG) adalah informasi rekaman listrik dari aktifitas jantung. Dalam dunia medis, keadaan jantung dapat diketahui dengan menganalisa pola perubahan dari detak atau ritme jantung yang terdiri dari gelombang P, QRS kompleks dan T. Delineasi terhadap sinyal EKG secara otomatis menggunakan *deep learning* dapat membantu para dokter karena adanya *human errors* pada anotasi sinyal EKG secara manual. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah *Recurrent Neural Network*(RNN) arsitektur *Long Short-Term Memory*(LSTM) dengan *Convolutional Neural Network*(CNN) sebagai fitur ekstraksi. LSTM merupakan metode yang efektif dalam memproses data bertipe *time series*. Selain itu, LSTM dapat mengatasi masalah *vanishing gradient* pada RNN. Pada penelitian ini, ada dua skenario delineasi yang dilakukan yaitu terhadap 4 kelas dan 7 kelas gelombang dengan jumlah model adalah 14 untuk parameter *learning rate*, jumlah *hidden layer* dan *batch size* terbaik. Jumlah fitur setiap satu *time step* adalah 370 titik dengan jumlah kelas sesuai skenario. Dari 14 model yang diuji coba, model terbaik didapatkan dengan menambahkan CNN sebagai fitur ekstraksi sebelum proses delineasi dengan Bi-LSTM pada kedua skenario. Model CNN dan Bi-LSTM memiliki hasil evaluasi tertinggi pada skenario 7 kelas gelombang dengan nilai sensitivitas, presisi, spesifisitas, akurasi dan F1 sebesar 98.82%, 98.86%, 99.9%, 99.83% dan 98.84%

**Kata Kunci :** Elektrokardiogram, Delineasi, *Convolutional Neural Network*, *Long Short-Term Memory*,

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL .....</b>	i
<b>HALAMAN PENGESAHAN .....</b>	ii
<b>HALAMAN PERSETUJUAN .....</b>	iii
<b>HALAMAN PERNYATAAN .....</b>	iv
<b>KATA PENGANTAR .....</b>	v
<b>ABSTRACT .....</b>	vii
<b>ABSTRAK .....</b>	viii
<b>DAFTAR ISI .....</b>	ix
<b>DAFTAR GAMBAR .....</b>	xiii
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	xvii
<b>DAFTAR LAMPIRAN .....</b>	xx
<b>BAB I PENDAHULUAN .....</b>	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Tujuan .....	2
1.3 Perumusan Masalah .....	2
1.4 Batasan Masalah .....	3
1.5 Metodologi Penelitian .....	3
1.5.1 Tahap Pertama (Persiapan Data) .....	3
1.5.2 Tahap Kedua (Pra Pengolahan Data) .....	3
1.5.3 Tahap Ketiga (Ekstraksi Fitur) .....	3
1.5.4. Tahap Keempat (Klasifikasi) .....	3
1.5.5 Tahap Kelima (Analisa dan Kesimpulan) .....	4
1.6 Sistematika Penelitian .....	4
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....</b>	5
2.1 Elektrokardiogram .....	5
2.2 Gelombang EKG .....	6
2.3 Transformasi <i>Wavelet</i> .....	7
2.3.1 Transformasi <i>Wavelet</i> Kontinu .....	8
2.3.2 Transformasi <i>Wavelet</i> Diskrit .....	8
2.4 <i>Deep Learning</i> .....	9
2.5 <i>Recurrent Neural Network</i> .....	9
2.5.1 <i>Long Short Term Memory</i> .....	10
2.5.2 <i>Convolutional Neural Network</i> .....	13

2.7	Validasi Performa .....	13
2.7.1	Akurasi.....	15
2.7.2	Sensitivitas .....	15
2.7.3	Spesifisitas .....	15
2.7.4	Presisi.....	16
2.7.5	F1-Score.....	16
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN .....</b>		<b>17</b>
3.1	Pendahuluan.....	17
3.2	Kerangka Kerja.....	17
3.3	Persiapan Data .....	18
3.3	Pra Pengolahan Data.....	19
3.3.1	<i>Noise Removal Sinyal</i> .....	20
3.3.2	Normalisasi .....	22
3.3.3	Segmentasi Fitur .....	23
3.3.4	Ekstraksi Fitur.....	25
3.4	Pembagian Data Latih dan Data Uji.....	25
3.5	Delineasi Sinyal 4 Kelas dengan Long Short-Term Memory.....	26
3.5.1	Model LSTM <i>Unidirectional</i> .....	27
3.5.2	Model Bi-LSTM .....	27
3.6	Delineasi dengan <i>Convolutional Neural Network</i> dan Bi-LSTM .....	28
3.7	Validasi Performa .....	30
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>		<b>31</b>
4.1	Pendahuluan.....	31
4.2	Hasil Delineasi Sinyal dengan LSTM <i>Unidirectional</i> .....	31
4.2.1	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 1 LSTM .....	31
4.2.2	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 2 LSTM .....	35
4.2.3	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 3 LSTM .....	38
4.2.4	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 4 LSTM .....	42
4.2.5	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 5 LSTM .....	45
4.2.6	Perbandingan Hasil Model LSTM untuk <i>Learning Rate</i> .....	49
4.2.7	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 6 LSTM .....	49
4.2.8	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 7 LSTM .....	53
4.2.9	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 8 LSTM .....	56
4.2.10	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 9 LSTM .....	60
4.2.11	Perbandingan Hasil Model LSTM untuk Jumlah <i>Hidden Layer</i> .....	63
4.3	Hasil Delineasi Sinyal dengan BI-LSTM.....	64

4.4	Pengujian Model Bi-LSTM dengan Data Lain .....	69
4.4.1	Pengujian Model BI-LSTM dengan Data <i>Arrhythmia</i> .....	69
4.4.2	Pengujian Model BI-LSTM dengan Data <i>Long Term</i> .....	72
4.4.3	Pengujian Model BI-LSTM dengan Data <i>ST-Change</i> .....	75
4.4.4	Pengujian Model BI-LSTM dengan Data <i>ST-T</i> .....	77
4.4.5	Pengujian Model BI-LSTM dengan Data <i>Supra Ventricular</i> .....	80
4.4.6	Pengujian Model BI-LSTM dengan Data <i>Unseen QTDB</i> .....	83
4.5	Hasil Delineasi Sinyal 4 Kelas dengan CNN dan Bi-LSTM .....	86
4.6	Hasil Delineasi Sinyal 7 Kelas dengan CNN dan Bi-LSTM .....	90
4.6.1	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 11 CNN dan Bi-LSTM .....	90
4.6.2	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 12 CNN dan Bi-LSTM .....	94
4.6.3	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 13 CNN dan Bi-LSTM .....	98
4.6.4	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 14 CNN dan Bi-LSTM .....	102
4.6.5	Perbandingan Hasil Model CNN dan Bi-LSTM.....	106
4.7	Pengujian Model CNN dan Bi-LSTM dengan Data Lain.....	106
4.7.1	Pengujian Model CNN dan Bi-LSTM dengan Data <i>Arrhythmia</i> .....	106
4.7.2	Pengujian Model CNN dan Bi-LSTM dengan Data <i>Long Term</i> .....	110
4.7.3	Pengujian Model CNN dan Bi-LSTM dengan Data <i>ST Change</i> .....	113
4.7.4	Pengujian Model CNN dan Bi-LSTM dengan Data <i>ST-T</i> .....	116
4.7.5	Pengujian Model CNN dan Bi-LSTM dengan Data <i>Supra Ventricular</i>	
	120	
4.7.6	Pengujian Model CNN dan Bi-LSTM dengan Data <i>Unseen QTDB</i> ...	123
4.8	Hasil Delineasi Sinyal 7 Kelas dengan Bi-LSTM .....	126
4.9	Perbandingan Hasil Keseluruhan Model untuk 4 Kelas Gelombang.....	130
4.10	Perbandingan Hasil Keseluruhan Model untuk 7 Kelas Gelombang .....	132
4.11	Perbandingan Model Terbaik untuk 4 Kelas dan 7 Kelas Gelombang .....	133
4.12	Analisa Kesalahan Klasifikasi Gelombang .....	135
<b>BAB V</b>	<b>KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>	<b>136</b>
5.1	Kesimpulan.....	136
5.2	Saran .....	137
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>		<b>138</b>

## DAFTAR GAMBAR

	<b>Halaman</b>
<b>Gambar 2.1</b> Sinyal Elektrokardiogram[17].....	5
<b>Gambar 2.2</b> Gelombang P[24] .....	6
<b>Gambar 2.3</b> Gelombang QRS-Kompleks[24] .....	7
<b>Gambar 2.4</b> Gelombang T[24].....	7
<b>Gambar 2.5</b> Blok LSTM[37] .....	10
<b>Gambar 2.6</b> Struktur bidirectional LSTM untuk forward <b>(a)</b> dan backward <b>(b)</b> pass[39].....	12
<b>Gambar 3.1</b> Diagram Alir Penelitian .....	18
<b>Gambar 3.2</b> Diagram Alir Pra Pengolahan Data .....	20
<b>Gambar 3.3</b> Sampel Hasil Segmentasi Sinyal EKG.....	24
<b>Gambar 3.4</b> Arsitektur CNN dan Bi-LSTM.....	29
<b>Gambar 4.1</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 1 LSTM.....	31
<b>Gambar 4.2</b> Kurva ROC pada Data Pengujian Model 1 LSTM .....	33
<b>Gambar 4.3</b> Kurva P-R pada Data Pengujian Model 1 LSTM .....	34
<b>Gambar 4.4</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 2 LSTM.....	35
<b>Gambar 4.5</b> Kurva ROC pada Data Pengujian Model 2 LSTM .....	36
<b>Gambar 4.6</b> Kurva P-R pada Data Pengujian Model 2 LSTM .....	37
<b>Gambar 4.7</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 3 LSTM.....	38
<b>Gambar 4.8</b> Kurva ROC pada Data Pengujian Model 3 LSTM .....	40
<b>Gambar 4.9</b> Kurva P-R pada Data Pengujian Model 3 LSTM .....	41
<b>Gambar 4.10</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 4 LSTM.....	42
<b>Gambar 4.11</b> Kurva ROC pada Data Pengujian Model 4 LSTM .....	44
<b>Gambar 4.12</b> Kurva P-R pada Data Pengujian Model 4 LSTM .....	44
<b>Gambar 4.13</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 5 LSTM.....	45
<b>Gambar 4.14</b> Kurva ROC pada Data Pengujian Model 5 LSTM .....	47
<b>Gambar 4.15</b> Kurva P-R pada Data Pengujian Model 5 LSTM .....	48
<b>Gambar 4.16.</b> Perbandingan Evaluasi Model untuk <i>Learning Rate</i> .....	49
<b>Gambar 4.17</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 6 LSTM.....	49

<b>Gambar 4.18</b> Kurva ROC pada Data Pengujian Model 6 LSTM .....	51
<b>Gambar 4.19</b> Kurva P-R pada Data Pengujian Model 6 LSTM .....	52
<b>Gambar 4.20</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 7 LSTM.....	53
<b>Gambar 4.21</b> Kurva ROC pada Data Pengujian Model 7 LSTM .....	55
<b>Gambar 4.22</b> Kurva P-R pada Data Pengujian Model 7 LSTM .....	55
<b>Gambar 4.23</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 8 LSTM.....	57
<b>Gambar 4.24</b> Kurva ROC pada Data Pengujian Model 8 LSTM .....	58
<b>Gambar 4.25</b> Kurva P-R pada Data Pengujian Model 8 LSTM .....	59
<b>Gambar 4.26</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 9 LSTM.....	60
<b>Gambar 4.27</b> Kurva ROC pada Data Pengujian Model 9 LSTM .....	62
<b>Gambar 4.28</b> Kurva P-R pada Data Pengujian Model 9 LSTM .....	62
<b>Gambar 4.29.</b> Perbandingan Evaluasi Model untuk <i>Hidden Layer</i> .....	64
<b>Gambar 4.30</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model BI-LSTM .....	65
<b>Gambar 4.31</b> Kurva ROC pada Data Pengujian Model BI-LSTM.....	66
<b>Gambar 4.32</b> Kurva P-R pada Data Pengujian Model BI-LSTM.....	67
<b>Gambar 4.33</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian <i>Arrhythmia</i> Model BI-LSTM. ....	69
<b>Gambar 4.34</b> Kurva ROC pada Data Pengujian <i>Arrhythmia</i> Model BI-LSTM.....	70
<b>Gambar 4.35</b> Kurva P-R pada Data Pengujian <i>Arrhythmia</i> Model BI-LSTM.....	71
<b>Gambar 4.36</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian <i>Long Term</i> Model BI-LSTM. ....	72
<b>Gambar 4.37</b> Kurva ROC pada Data Pengujian <i>Long Term</i> Model BI-LSTM .....	73
<b>Gambar 4.38</b> Kurva P-R pada Data Pengujian <i>Long Term</i> Model BI-LSTM .....	74
<b>Gambar 4.39</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian <i>ST-Change</i> Model BI-LSTM. ....	75
<b>Gambar 4.40</b> Kurva ROC pada Data Pengujian <i>ST-Change</i> Model BI-LSTM .....	76
<b>Gambar 4.41</b> Kurva P-R pada Data Pengujian <i>ST-Change</i> Model BI-LSTM .....	76
<b>Gambar 4.42</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian <i>ST-T</i> Model BI-LSTM. ....	77
<b>Gambar 4.43</b> Kurva ROC pada Data Pengujian <i>ST-T</i> Model BI-LSTM .....	79
<b>Gambar 4.44</b> Kurva P-R pada Data Pengujian <i>ST-T</i> Model BI-LSTM .....	79
<b>Gambar 4.45</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian <i>Supra Ventricular</i> Model BI-LSTM. ....	80
<b>Gambar 4.46</b> Kurva ROC pada Data Pengujian <i>Supra Ventricular</i> Model BI-LSTM	82

<b>Gambar 4.47</b> Kurva P-R pada Data Pengujian <i>Supra Ventricular</i> Model BI-LSTM .....	82
<b>Gambar 4.48</b> Kurva ROC Model BI-LSTM terhadap Data <i>Unseen QTDB</i> .....	85
<b>Gambar 4.49</b> Kurva P-R Model BI-LSTM terhadap Data <i>Unseen QTDB</i> .....	85
<b>Gambar 4.50</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model CNN dan Bi-LSTM.....	87
<b>Gambar 4.51</b> Kurva ROC pada Data Pengujian Model CNN dan Bi-LSTM .....	88
<b>Gambar 4.52</b> Kurva P-R pada Data Pengujian Model CNN dan Bi-LSTM .....	89
<b>Gambar 4.53</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 11 CNN dan Bi-LSTM.....	90
<b>Gambar 4.54</b> Kurva ROC pada Data Pengujian Model 11 CNN dan Bi-LSTM .....	92
<b>Gambar 4.55</b> Kurva P-R pada Data Pengujian Model 11 CNN dan Bi-LSTM .....	93
<b>Gambar 4.56</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 12 CNN dan Bi-LSTM.....	94
<b>Gambar 4.57</b> Kurva ROC pada Data Pengujian Model 12 CNN dan Bi-LSTM .....	96
<b>Gambar 4.58</b> Kurva P-R pada Data Pengujian Model 12 CNN dan Bi-LSTM .....	97
<b>Gambar 4.59</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 13 CNN dan Bi-LSTM.....	98
<b>Gambar 4.60</b> Kurva ROC pada Data Pengujian Model 13 CNN dan Bi-LSTM .....	100
<b>Gambar 4.61</b> Kurva P-R pada Data Pengujian Model 13 CNN dan Bi-LSTM .....	101
<b>Gambar 4.62</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 14 CNN dan Bi-LSTM.....	102
<b>Gambar 4.63</b> Kurva ROC pada Data Pengujian Model 14 CNN dan Bi-LSTM .....	104
<b>Gambar 4.64</b> Kurva P-R pada Data Pengujian Model 14 CNN dan Bi-LSTM .....	105
<b>Gambar 4.65</b> Perbandingan Hasil Evaluasi Model CNN dan Bi-LSTM .....	106
<b>Gambar 4.66</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian <i>Arrhythmia</i> Model CNN dan Bi-LSTM. ....	107
<b>Gambar 4.67</b> Kurva ROC pada Data Pengujian <i>Arrhythmia</i> Model CNN dan Bi-LSTM.....	108
<b>Gambar 4.68</b> Kurva P-R pada Data Pengujian <i>Arrhythmia</i> Model CNN dan Bi-LSTM .....	109
<b>Gambar 4.69</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian <i>Long Term</i> Model CNN dan Bi-LSTM. ....	110
<b>Gambar 4.70</b> Kurva ROC pada Data Pengujian <i>Long Term</i> Model CNN dan Bi-LSTM .....	111
<b>Gambar 4.71</b> Kurva P-R pada Data Pengujian <i>Long Term</i> Model CNN dan Bi-LSTM .....	112
<b>Gambar 4.72</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian <i>ST Change</i> Model CNN dan Bi-LSTM. ....	113

<b>Gambar 4.73</b> Kurva ROC pada Data Pengujian <i>ST Change</i> Model CNN dan Bi-LSTM .....	115
<b>Gambar 4.75</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian <i>ST-T</i> Model CNN dan Bi-LSTM. ....	117
<b>Gambar 4.76</b> Kurva ROC pada Data Pengujian <i>ST-T</i> Model CNN dan Bi-LSTM ...	118
<b>Gambar 4.77</b> Kurva P-R pada Data Pengujian <i>ST-T</i> Model CNN dan Bi-LSTM ....	119
<b>Gambar 4.78</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian <i>Supra Ventricular</i> Model CNN dan Bi-LSTM. ....	120
<b>Gambar 4.79</b> Kurva ROC pada Data Pengujian <i>Supra Ventricular</i> Model CNN dan Bi-LSTM.....	121
<b>Gambar 4.80</b> Kurva P-R pada Data Pengujian <i>Supra Ventricular</i> Model CNN dan Bi-LSTM.....	122
<b>Gambar 4.81</b> Kurva ROC pada Data Pengujian <i>Unseen QTDB</i> Model CNN dan Bi-LSTM.....	124
<b>Gambar 4.82</b> Kurva P-R pada Data Pengujian <i>Unseen QTDB</i> Model CNN dan Bi-LSTM.....	125
<b>Gambar 4.83</b> Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model Bi-LSTM.....	126
<b>Gambar 4.84</b> Kurva ROC pada Data Pengujian Model Bi-LSTM .....	128
<b>Gambar 4.85</b> Kurva P-R pada Data Pengujian Model Bi-LSTM .....	129
<b>Gambar 4.86</b> Perbandingan Model Penelitian Topik ini dengan Penelitian [47] .....	132
<b>Gambar 4.87.</b> Perbandingan Hasil Evaluasi Model Terhadap 4 Kelas dan 7 Kelas Gelombang .....	134
<b>Gambar 4.88.</b> Hasil <i>heat map</i> matriks konfusi model 12 .....	135

## DAFTAR TABEL

	<b>Halaman</b>
<b>Tabel 2.1</b> Sampel Matriks Konfusi 3 Kelas Terhadap Kelas 1 .....	14
<b>Tabel 3.1</b> Distribusi Rekaman Sinyal EKG <i>QT Database</i> .....	19
<b>Tabel 3.2</b> Nilai SNR setiap fungsi <i>wavelet</i> .....	21
<b>Tabel 3.3</b> Perbandingan Sinyal Awal dengan Sinyal Hasil TWD .....	22
<b>Tabel 3.4</b> Perbandingan antara Sinyal Hasil TWD dan Normalisasi.....	23
<b>Tabel 3.5</b> Jumlah Hasil Segmentasi <i>Beat</i> untuk Semua Data QTDB .....	24
<b>Tabel 3.6</b> Arsitektur Ekstraksi Fitur CNN 1-Dimensi.....	25
<b>Tabel 3.7</b> Jumlah Pembagian Beat untuk Data Latih dan Data Uji .....	25
<b>Tabel 3.8</b> Parameter Umum Model LSTM .....	26
<b>Tabel 3.9</b> Model LSTM .....	27
<b>Tabel 3.10</b> Model BI-LSTM.....	27
<b>Tabel 3.11</b> 7 Kelas Gelombang .....	30
<b>Tabel 3.12</b> Model CNN dan Bi-LSTM .....	30
<b>Tabel 4.1</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 1 LSTM .....	32
<b>Tabel 4.2</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 1 LSTM .....	32
<b>Tabel 4.3</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Data Pengujian Model 1 LSTM .....	33
<b>Tabel 4.4</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 1 LSTM .....	34
<b>Tabel 4.5</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 2 LSTM .....	35
<b>Tabel 4.6</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 2 LSTM .....	36
<b>Tabel 4.7</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan dan Pengujian Model 2 LSTM .....	36
<b>Tabel 4.8</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 2 LSTM.....	37
<b>Tabel 4.9</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 3 LSTM .....	38
<b>Tabel 4.10</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 3 LSTM .....	39
<b>Tabel 4.11</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 3 LSTM .....	39
<b>Tabel 4.12</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 3 LSTM .....	39
<b>Tabel 4.13</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 3 LSTM .....	41
<b>Tabel 4.14</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 4 LSTM .....	42
<b>Tabel 4.15</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 4 LSTM .....	42
<b>Tabel 4.16</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 4 LSTM .....	43
<b>Tabel 4.17</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 4 LSTM .....	43
<b>Tabel 4.18</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 4 LSTM .....	45
<b>Tabel 4.19</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 5 LSTM .....	46
<b>Tabel 4.20</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 5 LSTM .....	46

<b>Tabel 4.21</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 5 LSTM .....	46
<b>Tabel 4.22</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 5 LSTM .....	47
<b>Tabel 4.23</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 5 LSTM .....	48
<b>Tabel 4.24</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 6 LSTM .....	50
<b>Tabel 4.25</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 6 LSTM .....	50
<b>Tabel 4.26</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 6 LSTM .....	51
<b>Tabel 4.27</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 6 LSTM .....	51
<b>Tabel 4.28</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 6 LSTM .....	52
<b>Tabel 4.29</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 7 LSTM .....	53
<b>Tabel 4.30</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 7 LSTM .....	54
<b>Tabel 4.31</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 7 LSTM .....	54
<b>Tabel 4.32</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 7 LSTM .....	54
<b>Tabel 4.33</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 7 LSTM .....	56
<b>Tabel 4.34</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 8 LSTM .....	57
<b>Tabel 4.35</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 8 LSTM .....	57
<b>Tabel 4.36</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 8 LSTM .....	58
<b>Tabel 4.37</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 8 LSTM .....	58
<b>Tabel 4.38</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 8 LSTM .....	59
<b>Tabel 4.39</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 9 LSTM .....	60
<b>Tabel 4.40</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 9 LSTM .....	61
<b>Tabel 4.41</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 9 LSTM .....	61
<b>Tabel 4.42</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 9 LSTM .....	61
<b>Tabel 4.43</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 9 LSTM .....	63
<b>Tabel 4.44</b> Parameter Model BI-LSTM .....	64
<b>Tabel 4.45</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model BI-LSTM .....	65
<b>Tabel 4.46</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model BI-LSTM .....	65
<b>Tabel 4.47</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model BI-LSTM .....	66
<b>Tabel 4.48</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model BI-LSTM .....	66
<b>Tabel 4.49</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model BI-LSTM .....	68
<b>Tabel 4.50</b> Perbandingan Hasil Evaluasi Model LSTM dengan Bi-LSTM .....	68
<b>Tabel 4.51</b> Matriks Konfusi Data Pengujian <i>Arrhythmia</i> Model BI-LSTM .....	69
<b>Tabel 4.52</b> Evaluasi Performa Data Pengujian <i>Arrhythmia</i> Model BI-LSTM .....	70
<b>Tabel 4.53</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal <i>Arrhythmia</i> dengan Model BI-LSTM .....	71
<b>Tabel 4.54</b> Matriks Konfusi Data Pengujian <i>Long Term</i> Model BI-LSTM .....	72
<b>Tabel 4.55</b> Evaluasi Performa Data Pengujian <i>Long Term</i> Model BI-LSTM .....	73
<b>Tabel 4.56</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal <i>Long Term</i> dengan Model BI-LSTM .....	74

<b>Tabel 4.57</b> Matriks Konfusi Data Pengujian <i>ST-Change</i> Model BI-LSTM .....	75
<b>Tabel 4.58</b> Evaluasi Performa Data Pengujian <i>ST-Change</i> Model BI-LSTM .....	76
<b>Tabel 4.59</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal <i>ST-Change</i> dengan Model BI-LSTM.....	77
<b>Tabel 4.60</b> Matriks Konfusi Data Pengujian <i>ST-T</i> Model BI-LSTM .....	78
<b>Tabel 4.61</b> Evaluasi Performa Data Pengujian <i>ST-T</i> Model BI-LSTM.....	78
<b>Tabel 4.62</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal <i>ST-T</i> dengan Model BI-LSTM .....	80
<b>Tabel 4.63</b> Matriks Konfusi Data Pengujian <i>Supra Ventricular</i> Model BI-LSTM .....	81
<b>Tabel 4.64</b> Evaluasi Performa Data Pengujian <i>Supra Ventricular</i> Model BI-LSTM ...	81
<b>Tabel 4.65</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal <i>Supra Ventricular</i> dengan Model BI-LSTM .....	83
<b>Tabel 4.66</b> Matriks Konfusi Data <i>Unseen QTDB</i> Model BI-LSTM .....	84
<b>Tabel 4.68</b> Sampel Hasil Delineasi Model BI-LSTM terhadap Data <i>Unseen QTDB</i> ..	86
<b>Tabel 4.69</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model CNN dan Bi-LSTM .....	87
<b>Tabel 4.70</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model CNN dan Bi-LSTM .....	87
<b>Tabel 4.71</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model CNN dan BI-LSTM.....	88
<b>Tabel 4.72</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model CNN dan BI-LSTM.....	88
<b>Tabel 4.73</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model CNN dan BI-LSTM.....	89
<b>Tabel 4.74</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 11 CNN dan Bi-LSTM .....	91
<b>Tabel 4.75</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 11 CNN dan Bi-LSTM .....	91
<b>Tabel 4.76</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 11 CNN dan Bi-LSTM .....	92
<b>Tabel 4.77</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 11 CNN dan Bi-LSTM .....	92
<b>Tabel 4.78</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 11 CNN dan Bi-LSTM .....	94
<b>Tabel 4.79</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 12 CNN dan Bi-LSTM .....	95
<b>Tabel 4.80</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 12 CNN dan Bi-LSTM .....	95
<b>Tabel 4.81</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 12 CNN dan Bi-LSTM .....	96
<b>Tabel 4.82</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 12 CNN dan Bi-LSTM .....	96
<b>Tabel 4.83</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 12 CNN dan Bi-LSTM.....	97
<b>Tabel 4.84</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 13 CNN dan Bi-LSTM .....	98
<b>Tabel 4.85</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 13 CNN dan Bi-LSTM .....	99
<b>Tabel 4.86</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 13 CNN dan Bi-LSTM .....	99
<b>Tabel 4.87</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 13 CNN dan Bi-LSTM .....	100
<b>Tabel 4.88</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 13 CNN dan Bi-LSTM....	101
<b>Tabel 4.89</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 14 CNN dan Bi-LSTM .....	102
<b>Tabel 4.90</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 14 CNN dan Bi-LSTM .....	103
<b>Tabel 4.91</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 14 CNN dan Bi-LSTM .....	103
<b>Tabel 4.92</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 14 CNN dan Bi-LSTM .....	104

<b>Tabel 4.93</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 14 CNN dan Bi-LSTM ....	105
<b>Tabel 4.94</b> Matriks Konfusi Data Pengujian <i>Arrhythmia</i> Model CNN dan Bi-LSTM .....	107
<b>Tabel 4.95</b> Evaluasi Performa Data Pengujian <i>Arrhythmia</i> Model CNN dan Bi-LSTM .....	108
<b>Tabel 4.96</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal <i>Arrhythmia</i> dengan Model CNN dan Bi-LSTM.....	109
<b>Tabel 4.97</b> Matriks Konfusi Data Pengujian <i>Long Term</i> Model CNN dan Bi-LSTM	110
<b>Tabel 4.98</b> Evaluasi Performa Data Pengujian <i>Long Term</i> Model CNN dan Bi-LSTM .....	111
<b>Tabel 4.99</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal <i>Long Term</i> dengan Model CNN dan Bi-LSTM.....	112
<b>Tabel 4.100</b> Matriks Konfusi Data Pengujian <i>ST Change</i> Model CNN dan Bi-LSTM .....	114
<b>Tabel 4.101</b> Evaluasi Performa Data Pengujian <i>ST Change</i> Model CNN dan Bi-LSTM .....	114
<b>Tabel 4.102</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal <i>ST Change</i> dengan Model CNN dan Bi-LSTM.....	116
<b>Tabel 4.103</b> Matriks Konfusi Data Pengujian <i>ST-T</i> Model CNN dan Bi-LSTM .....	117
<b>Tabel 4.104</b> Evaluasi Performa Data Pengujian <i>ST-T</i> Model CNN dan Bi-LSTM ....	118
<b>Tabel 4.105</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal <i>ST-T</i> dengan Model CNN dan Bi-LSTM .....	119
<b>Tabel 4.106</b> Matriks Konfusi Data <i>Supra Ventricular</i> Model CNN dan Bi-LSTM ...	120
<b>Tabel 4.107</b> Evaluasi Performa Data <i>Supra Ventricular</i> Model CNN dan Bi-LSTM	121
<b>Tabel 4.108</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal <i>Supra Ventricular</i> dengan Model CNN dan Bi-LSTM.....	122
<b>Tabel 4.109</b> Matriks Konfusi Data <i>Unseen QTDB</i> Model CNN dan Bi-LSTM .....	123
<b>Tabel 4.110</b> Evaluasi Performa Data <i>Unseen QTDB</i> Model CNN dan Bi-LSTM ....	124
<b>Tabel 4.111</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal <i>Unseen QTDB</i> dengan Model CNN dan Bi-LSTM.....	125
<b>Tabel 4.112</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model Bi-LSTM .....	126
<b>Tabel 4.113</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model Bi-LSTM .....	127
<b>Tabel 4.114</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model Bi-LSTM.....	128
<b>Tabel 4.115</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model Bi-LSTM.....	128
<b>Tabel 4.116</b> Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model Bi-LSTM.....	129
<b>Tabel 4.117</b> Perbandingan Semua Hasil Evaluasi terhadap 4 Kelas Gelombang .....	131
<b>Tabel 4.118</b> Perbandingan Hasil Delineasi Sinyal EKG 7 Kelas dengan CNN .....	133

## **DAFTAR LAMPIRAN**

**LAMPIRAN 1.** Form Revisi Ujian Sidang Tugas Akhir II

**LAMPIRAN 2.** Hasil Pengecekan Plagiat *Software Authenticate/Turnitin*

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Elektrokardiogram (EKG) adalah rekaman dari aktifitas jantung yang direpresentasikan dalam sinyal listrik. Dalam dunia medis, sinyal EKG memiliki peran yang sangat penting dalam mendiagnosis penyakit yang berhubungan dengan jantung. Keadaan jantung abnormal dapat dideteksi dengan menganalisa pola perubahan dari detak atau ritme jantung dan variasi pola dari morfologi jantung pada sinyal EKG[1][2]. Sinyal EKG yang normal biasanya memiliki sebuah gelombang P, QRS kompleks dan T dalam satu detak jantung[3]. Dengan menganalisis gelombang tersebut, beberapa penyakit jantung dapat di deteksi seperti penyakit Long QT Syndrome(LQTS) yang ditandai dengan QT Interval[4], [5] dan Atrial Fibrillation dengan karakteristik gelombang P yang hilang[6].

Anotasi atau delineasi terhadap karakteristik gelombang sinyal EKG menjadi perhatian yang menarik bagi para peneliti[7]. Delineasi sinyal EKG bertujuan untuk menentukan titik mulai dan akhir dari gelombang P, QRS kompleks dan T. Namun, analisa sinyal EKG secara manual memerlukan tenaga dan waktu yang banyak[8]. Selain itu, *human errors* dan kesalahan dalam interpretasi dapat terjadi. Oleh karena itu, delineasi sinyal EKG secara otomatis dapat membantu para dokter dalam hal diagnosis penyakit jantung[7], [9].

Beberapa metode konvensional telah dikembangkan untuk melakukan delineasi sinyal EKG, seperti metode *Wavelet Transform* yg digunakan untuk mendeteksi gelombang QRS dan T oleh [10] , metode *Hilbert Transform* untuk mendeteksi R peak oleh[11] dan metode *Hidden Markov* oleh [7]. Namun, metode tersebut harus menentukan *threshold* terlebih dahulu dan memerlukan asumsi terhadap data yang spesifik[12], [13]. Dengan menggunakan pendekatan *machine learning*, delineasi sinyal EKG dapat langsung dilakukan dengan menjadikan sinyal EKG sebagai masukkan fitur pada machine learning. Namun, kelemahan dari metode *machine learning* terdapat pada ketergantungan akan fitur yang di definisikan secara manual. Untuk mengatasi batasan *machine learning* tersebut, metode *deep learning* dapat digunakan[14]

Metode *deep learning* dapat mempelajari fitur tanpa bantuan langsung dari para ahli. Saat ini, penggunaan *deep learning* sering digunakan dalam pemrosesan sinyal EKG seperti *Convolutional Neural Network*(CNN)[15], *Deep Auto Encoder*(DAE)[16] dan *Recurrent Neural Network*(RNN)[17]. Untuk tipe data sekuensial berbasis *time-series* seperti sinyal EKG, metode RNN memiliki performa yang lebih baik dan cocok digunakan pada sinyal EKG dibandingkan metode *deep learning* yang lain[17], [18].

RNN adalah metode *deep learning* yang di desain untuk mengklasifikasi dan memprediksi data dalam urutan waktu tertentu. RNN dapat mempelajari data yang bertipe *time series* karena RNN bekerja dengan meneruskan informasi dari satu *time step* ke *time step* yang selanjutnya [17]. Namun, dengan masalah *exploding* dan *vanishing* gradients membuat RNN menjadi tidak efisien dengan peningkatan interval waktu pada masukkan data. Untuk mengatasi masalah tersebut, maka penggunaan RNN dengan arsitektur *Long Short Term Memory*(LSTM) dapat diterapkan[17], [19], [20] dengan CNN sebagai fitur ekstraksi terhadap sinyal EKG. Berdasarkan penjelasan diatas, penulis akan menggunakan metode LSTM dan CNN untuk melakukan delineasi sinyal EKG terhadap gelombang P, QRS kompleks dan T.

## 1.2 Tujuan

Tujuan dari penulisan tugas akhir ini, yaitu :

1. Membangun model CNN dan LSTM untuk melakukan delineasi sinyal terhadap gelombang P, QRS Kompleks dan T.
2. Membangun dan menguji model CNN dan LSTM dengan berbagai parameter untuk mendapatkan parameter model yang terbaik.
3. Melakukan delineasi terhadap gelombang P, QRS Kompleks dan T dengan performa yang baik.

## 1.3 Perumusan Masalah

Berdasarkan hasil penjelasan latar belakang yang dikemukakan, maka perumusan masalah yang didapat adalah :

1. Bagaimana membangun model CNN LSTM untuk melakukan delineasi sinyal EKG dengan akurat terhadap *normal sinus rhythm*?

2. Bagaimana memilih parameter pembelajaran model yang terbaik ?
3. Bagaimana membangun model CNN untuk mengekstraksi fitur sinyal EKG dengan benar ?

#### **1.4 Batasan Masalah**

Adapun batasan masalah yang terdapat pada penelitian tugas akhir ini, yaitu:

1. Penelitian ini menggunakan data dari *QT Database*.
2. Delineasi sinyal EKG hanya dilakukan terhadap gelombang P, QRS Kompleks, dan T.
3. Penelitian ini hanya berfokus dalam membangun model CNN dan LSTM terhadap data *normal sinus rhythm*.
4. Penelitian ini hanya sebatas simulasi program dengan bahasa pemrograman *Python*.

#### **1.5 Metodologi Penelitian**

Metodologi penelitian yang digunakan pada penulisan tugas akhir ini adalah:

##### **1.5.1 Tahap Pertama (Persiapan Data)**

Pada tahap ini dilakukan dengan menganalisis dan memahami data yang akan digunakan agar sesuai dengan topik penelitian.

##### **1.5.2 Tahap Kedua (Pra Pengolahan Data)**

Pada tahap ini melakukan pra pengolahan data sebelum masuk ke model pembelajaran mesin. Pra pengolahan data dilakukan dengan menghilangkan derau dengan metode transformasi *wavelet diskrit*, normalisasi, dan segmentasi sinyal.

##### **1.5.3 Tahap Ketiga (Ekstraksi Fitur)**

Pada tahap ini membahas tentang bagaimana proses untuk mengekstraksi fitur dari gelombang sinyal EKG menggunakan *Convolutional Neural Network*.

##### **1.5.4. Tahap Keempat (Klasifikasi)**

Pada tahap ini melakukan klasifikasi sinyal EKG terhadap gelombang P, QRS dan T dengan berbagai parameter pengujian untuk model LSTM.

### **1.5.5 Tahap Kelima (Analisa dan Kesimpulan)**

Hasil dari berbagai pengujian parameter untuk model LSTM dilakukan analisa terhadap performa untuk setiap parameter model dan ditarik kesimpulan.

## **1.6 Sistematika Penelitian**

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

### **BAB I PENDAHULUAN**

Pada bab pertama akan berisikan pemaparan yang sistematis mengenai latar belakang, tujuan penelitian, rumusan masalah, dan sistematika penulisan.

### **BAB II TINJAUAN PUSTAKA**

Pada bab kedua akan berisi penjelasan mengenai teori dasar yang akan menunjang penelitian ini. Dasar teori akan membahas literatur mengenai sinyal EKG, gelombang EKG, transformasi *wavelet* diskrit, *Long Short-Term Memory* dan validasi performa.

### **BAB III METODOLOGI PENELITIAN**

Pada bab ketiga ini menjelaskan proses dalam menjalankan penelitian, mulai dari persiapan data, pengurangan derau sinyal EKG, normalisasi, segmentasi fitur, fitur ekstraksi, dan klasifikasi.

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

Pada bab keempat ini menjelaskan hasil dan analisa terhadap penelitian yang telah dilakukan.

### **BAB V KESIMPULAN**

Pada bab kelima ini menarik kesimpulan berdasarkan hasil dan analisa terhadap penelitian yang telah dilakukan

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. Venkatesan, A. Paul, and S. Satheeskumaran, “ECG SIGNAL PREPROCESSING AND SVM CLASSIFIER BASED ABNORMALITY DETECTION IN REMOTE HEALTHCARE APPLICATIONS,” *IEEE Access*, vol. XX, no. c, pp. 1–8, 2018.
- [2] A. Gacek and W. Pedrycz, *ECG signal processing, classification and interpretation: a comprehensive framework of computational intelligence*. Springer Science & Business Media, 2011.
- [3] M. Hammad, S. Zhang, and K. Wang, “A novel two-dimensional ECG feature extraction and classification algorithm based on convolution neural network for human authentication,” *Futur. Gener. Comput. Syst.*, vol. 101, no. 10, pp. 180–196, 2019.
- [4] A. J. Moss, P. J. Schwartz, R. S. Crampton, E. Locati, and E. Carleen, “The long QT syndrome: a prospective international study.,” *Circulation*, vol. 71, no. 1, pp. 17–21, 1985.
- [5] H. Hajimolahoseini, D. Redfearn, and A. Krahn, “A Deep Learning Approach for Diagnosing Long QT Syndrome Without Measuring QT Interval,” in *Canadian Conference on Artificial Intelligence*, 2019, pp. 440–445.
- [6] Y. Hagiwara *et al.*, “Computer-aided diagnosis of atrial fibrillation based on ECG signals: A review,” *Inf. Sci. (Ny.)*, vol. 467, pp. 99–114, 2018.
- [7] G. de Lannoy, B. Frénay, M. Verleysen, and J. Delbeke, “Supervised ECG delineation using the wavelet transform and hidden Markov models,” in *4th European Conference of the International Federation for Medical and Biological Engineering*, 2009, pp. 22–25.
- [8] Q. Qin, J. Li, L. Zhang, Y. Yue, and C. Liu, “Combining Low-dimensional Wavelet Features and Support Vector Machine for Arrhythmia Beat Classification,” *Sci. Rep.*, vol. 7, no. April, pp. 1–12, 2017.
- [9] H. Hajimolahoseini, J. Hashemi, and D. Redfearn, “ECG delineation for QT interval analysis using an unsupervised learning method,” in *2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*

- (*ICASSP*), 2018, pp. 2541–2545.
- [10] M. Cesari, J. Mehlsen, A. Mehlsen, H. Bjarup, and D. Sorensen, “A New Wavelet-Based ECG Delineator for the Evaluation of the Ventricular Innervation,” *IEEE J. Transl. Eng. Heal. Med.*, vol. 5, no. July, pp. 1–15, 2017.
  - [11] M. D’Aloia, A. Longo, and M. Rizzi, “Noisy ECG signal analysis for automatic peak detection,” *Information*, vol. 10, no. 2, p. 35, 2019.
  - [12] D. Jia *et al.*, “An electrocardiogram delineator via deep segmentation network,” in *2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2019, pp. 1913–1916.
  - [13] J. Wang, R. Li, R. Li, and B. Fu, “A knowledge-based deep learning method for ECG signal delineation,” *Futur. Gener. Comput. Syst.*, 2020.
  - [14] A. Peimankar and S. Puthusserypady, “DENS-ECG: A Deep Learning Approach for ECG Signal Delineation,” *arXiv Prepr. arXiv2005.08689*, 2020.
  - [15] S. Savalia and V. Emamian, “Cardiac arrhythmia classification by multi-layer perceptron and convolution neural networks,” *Bioengineering*, vol. 5, no. 2, p. 35, 2018.
  - [16] S. Nurmaini, A. Darmawahyuni, A. N. Sakti Mukti, M. N. Rachmatullah, F. Firdaus, and B. Tutuko, “Deep Learning-Based Stacked Denoising and Autoencoder for ECG Heartbeat Classification,” *Electronics*, vol. 9, no. 1, p. 135, 2020.
  - [17] H. Abrishami, C. Han, X. Zhou, M. Campbell, and R. Czosek, “Supervised ecg interval segmentation using lstm neural network,” in *Proceedings of the International Conference on Bioinformatics & Computational Biology (BIOCOMP)*, 2018, pp. 71–77.
  - [18] E. Choi, A. Schuetz, W. F. Stewart, and J. Sun, “Using recurrent neural network models for early detection of heart failure onset,” *J. Am. Med. Informatics Assoc.*, vol. 24, no. 2, pp. 361–370, 2017.
  - [19] G. S. Chadha, A. Panambilly, A. Schwung, and S. X. Ding, “Bidirectional deep recurrent neural networks for process fault classification,” *ISA Trans.*,

- 2020.
- [20] M. Cheng, W. J. Sori, F. Jiang, A. Khan, and S. Liu, “Recurrent neural network based classification of ECG signal features for obstruction of sleep apnea detection,” in *2017 IEEE International Conference on Computational Science and Engineering (CSE) and IEEE International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing (EUC)*, 2017, vol. 2, pp. 199–202.
  - [21] R. Hassan and S. Shaker, “ECG Signal De-Noising and Feature Extraction using Discrete Wavelet Transform,” *Int. J. Eng. Trends Technol.*, vol. 63, no. 1, pp. 32–39, 2018.
  - [22] S. M. Mathews, C. Kambhamettu, and K. E. Barner, “A novel application of deep learning for single-lead ECG classification,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 99, pp. 53–62, 2018.
  - [23] G. Chen, M. Chen, J. Zhang, L. Zhang, and C. Pang, “A Crucial Wave Detection and Delineation Method for Twelve-Lead ECG Signals,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 10707–10717, 2020.
  - [24] T. B. Garcia, *12-lead ECG: The art of interpretation*. Jones & Bartlett Publishers, 2013.
  - [25] W. Jatmiko *et al.*, *Teknik Biomedis: Teori dan Aplikasi*. 2012.
  - [26] R. Partan, “Cardiac arrhythmias classification using deep neural networks and principle component analysis algorithm,” *Int. J. Adv. Soft Compu. Appl.*, vol. 10, no. 2, 2018.
  - [27] P. Karthikeyan, M. Murugappan, and S. Yaacob, “ECG Signal Denoising Using Wavelet Thresholding Techniques in Human Stress Assessment,” *Int. J. Electr. Eng. Informatics*, vol. 4, no. 2, pp. 306–319, 2012.
  - [28] Z. K. Peng and F. L. Chu, “Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 18, no. 2, pp. 199–221, 2004.
  - [29] H. Lin, S. Liang, Y. Ho, Y. Lin, and H. Ma, “Discrete-wavelet-transform-based noise removal and feature extraction for ECG signals,” vol. 35, pp. 351–361, 2014.
  - [30] M. N. Ali, E.-S. A. El-Dahshan, and A. H. Yahia, “Denoising of heart sound signals using discrete wavelet transform,” *Circuits, Syst. Signal Process.*,

- vol. 36, no. 11, pp. 4482–4497, 2017.
- [31] S. Nurmaini *et al.*, “Robust detection of atrial fibrillation from short-term electrocardiogram using convolutional neural networks,” *Futur. Gener. Comput. Syst.*, vol. 113, pp. 304–317, 2020.
  - [32] R. S. Andersen, A. Peimankar, and S. Puthusserypady, “A deep learning approach for real-time detection of atrial fibrillation,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 115, pp. 465–473, 2019.
  - [33] G. Sayantan, P. T. Kien, and K. V Kadamburi, “Classification of ECG beats using deep belief network and active learning,” *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 56, no. 10, pp. 1887–1898, 2018.
  - [34] O. Faust, A. Shenfield, M. Kareem, T. R. San, H. Fujita, and U. R. Acharya, “Automated detection of atrial fibrillation using long short-term memory network with RR interval signals,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 102, pp. 327–335, 2018.
  - [35] A. Ullah, J. Ahmad, K. Muhammad, M. Sajjad, and S. W. Baik, “Action recognition in video sequences using deep bi-directional LSTM with CNN features,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 1155–1166, 2017.
  - [36] Z. Cui, R. Ke, Z. Pu, and Y. Wang, “Stacked Bidirectional and Unidirectional LSTM Recurrent Neural Network for Forecasting Network-wide Traffic State with Missing Values,” *arXiv Prepr. arXiv2005.11627*, 2020.
  - [37] Ö. Yildirim, “A novel wavelet sequence based on deep bidirectional LSTM network model for ECG signal classification,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 96, pp. 189–202, 2018.
  - [38] A. Darmawahyuni, S. Nurmaini, M. Yuwandini, M. N. Rachmatullah, F. Firdaus, and B. Tutuko, “Congestive Heart Failure Waveform Classification Based on Short Time-Step Analysis with Recurrent Network,” *Informatics Med. Unlocked*, p. 100441, 2020.
  - [39] A. Darmawahyuni, S. Nurmaini, W. Caesarendra, V. Bhayyu, M. N. Rachmatullah, and others, “Deep Learning with a Recurrent Network Structure in the Sequence Modeling of Imbalanced Data for ECG-Rhythm Classifier,” *Algorithms*, vol. 12, no. 6, p. 118, 2019.

- [40] A. Darmawahyuni, S. Nurmaini, and others, “Deep Learning with Long Short-Term Memory for Enhancement Myocardial Infarction Classification,” in *2019 6th International Conference on Instrumentation, Control, and Automation (ICA)*, 2019, pp. 19–23.
- [41] K. Kim, “Arrhythmia classification in multi-channel ECG signals using deep neural networks,” 2018.
- [42] H. M. Lynn, S. B. Pan, and P. Kim, “A deep bidirectional GRU network model for biometric electrocardiogram classification based on recurrent neural networks,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 145395–145405, 2019.
- [43] Q. Zhang, D. Zhou, and X. Zeng, “HeartID: A multiresolution convolutional neural network for ECG-based biometric human identification in smart health applications,” *Ieee Access*, vol. 5, pp. 11805–11816, 2017.
- [44] S. Kiranyaz, O. Avci, O. Abdeljaber, T. Ince, M. Gabbouj, and D. J. Inman, “1D convolutional neural networks and applications: A survey,” *arXiv Prepr. arXiv1905.03554*, 2019.
- [45] Ö. Yıldırım, R.-S. Pławiak Paweł and Tan, and U. R. Acharya, “Arrhythmia detection using deep convolutional neural network with long duration ECG signals,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 102, pp. 411–420, 2018.
- [46] P. Laguna, R. G. Mark, A. Goldberg, and G. B. Moody, “A database for evaluation of algorithms for measurement of QT and other waveform intervals in the ECG,” in *Computers in cardiology 1997*, 1997, pp. 673–676.
- [47] A. N. Londhe and M. Atulkar, “Semantic segmentation of ECG waves using hybrid channel-mix convolutional and bidirectional LSTM,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 63, p. 102162.
- [48] H.-Y. Lin, S.-Y. Liang, Y.-L. Ho, Y.-H. Lin, and H.-P. Ma, “Discrete-wavelet-transform-based noise removal and feature extraction for ECG signals,” *Irbm*, vol. 35, no. 6, pp. 351–361, 2014.