

**DETEKSI GAGAL JANTUNG MELALUI SINYAL  
ELEKTROKARDIAGRAM DENGAN METODE  
RECURRENT NEURAL NETWORK**

**TUGAS AKHIR**

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



**Oleh:**

**FAISAL BAJA ESA PUTRA**

**09011281722043**

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

**2021**

**HALAMAN PENGESAHAN**

**DETEKSI GAGAL JANTUNG MELALUI SINYAL  
ELEKTROKARDIAGRAM DENGAN METODE *RECURRENT*  
*NEURAL NETWORK***

**TUGAS AKHIR**

**Program Studi Sistem Komputer**

**Jenjang S1**

**Oleh :**

**FAISAL BAJA ESA PUTRA**


**09011281722043**


**Indralaya, November 2021**

**Mengetahui,**

**Ketua Jurusan Sistem Komputer**

**Pembimbing Tugas Akhir**

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

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

## HALAMAN PERSETUJUAN

Telah diuji dan lulus pada :

Hari : Selasa

Tanggal : 26 Oktober 2021

Tim Penguji :

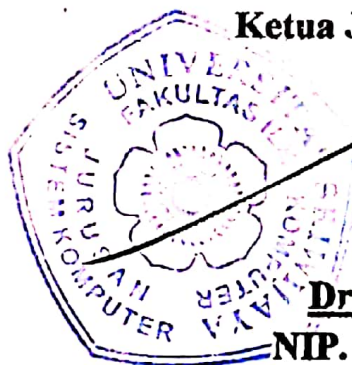
1. Ketua : Firdaus, M.Kom
2. Sekretaris : Rendyansyah, M.T.
3. Penguji : Sutarno, M.T.
4. Pembimbing : Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.



Handwritten signatures of the examiners, including a stamp for Sutarno, M.T.

Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer



Dr. Ir. H. Sukemi, M.T.

NIP. 19661203 200604 1 001

## HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Faisal, Baja Esa Putra

NIM : 09011281722043

Judul : Deteksi Gagal Jantung Melalui Sinyal Elektrokardiogram Dengan Metode *Recurrent Neural Network*

Hasil Pengecekan *Software iThenticate/Turnitin* : 17%

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, November 2021



**Faisal Baja Esa Putra**  
**NIM. 09011281722043**

## KATA PENGANTAR

Pujian dan rasa syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT, atas berkah dan anugerah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan Proposal Tugas Akhir ini yang berjudul **“Deteksi Gagal Jantung Melalui Sinyal Elektrokardiogram Dengan Metode *Recurrent Neural Network*”**.

Dalam laporan ini penulis menjelaskan mengenai klasifikasi sinyal EKG menggunakan *Recurrent Neural Network* untuk mengklasifikasi sinyal gagal jantung kongestif dan sinyal normal 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 Proposal 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 membesarkan 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 Ahmad Zarkasi M.T. selaku Pembimbing Akademik Jurusan Sistem Komputer.

6. Kak Muhammad Naufal dan Mbak Annisa Darmawahyuni yang selalu memberikan bantuan dan saran untuk penulis.
7. Janed dan Divo sebagai teman yang selalu memberikan Arahan bagi penulis.
8. Teman – teman SK17 Indralaya.
9. Teman – teman seperjuangan di Intelligent System Research Group.
10. 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.

Palembang, Juni 2021

Penulis,

Faisal Baja Esa Putra

NIM. 09011281722043

# ***HEART FAILURE DETECTION USING ELECTROCARDIOGRAM SIGNAL WITH RECURRENT NEURAL NETWORK METHOD***

**FAISAL BAJA ESA PUTRA (09011281722043)**

*Computer Engineering Department, Computer Science Faculty, Sriwijaya*

*University*

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

## **ABSTRACT**

*An electrocardiogram (ECG) is a sign in the form of an electric current generated by the continuous beating of the heart. This current can find abnormalities in the heart by storing the results of the heart's performance in the form of an electric current. The method used in this research is Recurrent Neural Network (RNN) with Long short-term memory (LSTM), Bidirectional Long short-term memory (BiLSTM), Gated Recurrent Unit (GRU) and Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU) architectures. In this case, there are four data segmentation scenarios carried out, namely on 3 classes with the number of models being 20 for the learning rate parameter, the number of hidden layers and the best batch size. 100, with a Learning Rate of 0.0001, which results from the model with an average accuracy value and f1-score of 99.05% and 94.90% for 5-minute data, 99.73% and 98.63% for 15-minute data, respectively. 99.79% and 99.21% for 20 minutes data and 99.72% and 99.00% for 30 minutes data.*

**Keywords :** *Electrocardiogram, Recurrent Neural Network, Long Short-Term Memory, Gated Recurrent Unit, Bidirectional Recurrent Neural Network, Bidirectional Gated Recurrent Unit.*

# DETEKSI GAGAL JANTUNG MELALUI SINYAL ELEKTROKARDIAGRAM DENGAN METODE RECURRENT NEURAL NETWORK

**FAISAL BAJA ESA PUTRA (09011281722043)**

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

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

## ABSTRAK

elektrokardiogram (EKG) adalah tanda berupa arus listrik yang dihasilkan oleh detakan pada jantung yang terus bersifat kontinu. arus ini dapat menemukan kelainan pada jantung dengan cara menyimpan hasil dari kinerja jantung yang berupa arus listrik. Metode yang digunakan pada penelitian ini *Recurrent Neural Network(RNN)* dengan arsitektur *Long short-term memory (LSTM)*, *Bidirectional Long short-term memory (BiLSTM)*, *Gated Recurrent Unit (GRU)* dan *Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU)*. Pada penelitian ini, ada empat skenario segmentasi data yang dilakukan yaitu terhadap 3 kelas dengan jumlah model adalah 20 untuk parameter *learning rate*, jumlah *hidden layer* dan *batch size* terbaik. Dari 20 model yang diuji coba, model terbaik didapatkan pada model dengan parameter Batch size 8, jumlah epoch 100, dengan Learning Rate 0.0001, yang hasil dari model dengan rata-rata nilai akurasi dan f1-score adalah 99.05% dan 94.90% untuk data 5 menit, 99.73% dan 98.63% untuk data 15 menit, . 99.79% dan 99.21% untuk data 20 menit dan 99.72% dan 99.00% untuk data 30 menit.

**Kata Kunci :** Elektrokardiogram, *Recurrent Neural Network*, *Long Short-Term Memory*, *Gated Recurrent Unit*, *Bidirectional Recurrent Neural Network*, *Bidirectional Gated Recurrent Unit*.



## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b> .....	<b>ii</b>
<b>HALAMAN PERSETUJUAN</b> .....	<b>iii</b>
<b>HALAMAN PERNYATAAN</b> .....	<b>iv</b>
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	<b>v</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>vii</b>
<b>ABSTRAK</b> .....	<b>viii</b>
<b>DAFTAR ISI</b> .....	<b>ix</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	<b>xiii</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	<b>xiv</b>
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	<b>xix</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Tujuan dan Manfaat.....	3
1.2.1. Tujuan .....	3
1.2.2. Manfaat .....	3
1.3. Perumusan dan Batasan Masalah .....	3
1.3.1. Perumusan Masalah .....	3
1.3.2. Batasan Masalah.....	4
1.4. Metodologi Penelitian.....	4
Tahapan Pertama (Persiapan Data).....	4
Tahapan Kedua (Pra Pengolahan Data) .....	4
Tahapan Ketiga (Klasifikasi).....	4

Tahapan Keempat (Analisa dan Kesimpulan) .....	5
1.5.    Sistematika Penulisan.....	5
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....</b>	<b>7</b>
2.1.    Gagal Jantung Kongestif .....	7
2.2.    Elektrokardiogram.....	7
2.3.    Transformasi <i>Wavelet</i> .....	8
2.3.1    Transformasi <i>Wavelet</i> Kontinyu .....	9
2.3.2    Transformasi <i>Wavelet</i> Diskrit .....	9
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>Bidirectional Long Short-Term Memory</i> .....	10
2.5.3 <i>Gated Recurrent Unit</i> .....	10
2.5.4 <i>Bidirectional Gated Recurrent Unit</i> .....	11
<b>BAB III METODE PENELITIAN .....</b>	<b>12</b>
3.1.    Pendahuluan .....	12
3.2.    Kerangka Penelitian.....	12
3.3.    Persiapan Data .....	14
3.4.    Pra Pemrosesan Data .....	15
3.4.1.    Pengurangan Derau Sinyal.....	15
3.4.2.    Normalisasi .....	20
3.4.3.    Segmentasi .....	20
3.5.    Pembagian Data Uji dan Data Latih.....	21
3.6.    Membangun Model Klasifikasi Recurrent Neural Network (RNN) .....	21
3.6.1.    Model LSTM <i>Unidirectional</i> .....	22
3.6.2.    Model LSTM <i>Bidirectional</i> .....	22

3.6.3.	Model GRU <i>Unidirectional</i> .....	23
3.6.4.	Model GRU <i>Bidirectional</i> .....	24
3.7.	Validasi Performa Model .....	24
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....</b>		<b>26</b>
4.1.	Pendahuluan .....	26
4.2.	Hasil Klasifikasi .....	26
4.2.1.	Hasil Klasifikasi model 1 LSTM sinyal 5 menit dengan Learning rate = 0.1	28
4.2.2.	Hasil Klasifikasi model 2 LSTM sinyal 5 menit dengan Learning rate = 0.01	30
4.2.3.	Hasil Klasifikasi model 3 sinyal 5 menit dengan Learning rate = 0.001	32
4.2.4.	Hasil Klasifikasi model 4 LSTM sinyal 5 menit dengan Learning rate = 0.0001	34
4.2.5.	Hasil Klasifikasi model 5 LSTM sinyal 5 menit dengan Learning rate = 0.00001 .....	36
4.2.6.	Hasil Klasifikasi model 6 LSTM sinyal 15 menit dengan Learning rate = 0.0001 .....	39
4.2.7.	Hasil Klasifikasi model 7 LSTM sinyal 20 menit dengan Learning rate = 0.0001 .....	41
4.2.8.	Hasil Klasifikasi model 8 LSTM sinyal 30 menit dengan Learning rate = 0.0001 .....	44
4.2.9.	Hasil Klasifikasi model 9 Bidirectional LSTM sinyal 5 menit dengan Learning rate = 0.0001.....	46
4.2.10.	Hasil Klasifikasi model 10 Bidirectional LSTM sinyal 15 menit dengan Learning rate = 0.0001 .....	48
4.2.11.	Hasil Klasifikasi model 11 Bidirectional LSTM sinyal 20 menit dengan Learning rate = 0.0001 .....	51
4.2.12.	Hasil Klasifikasi model 12 Bidirectional LSTM sinyal 30 menit dengan Learning rate = 0.0001 .....	53
4.2.13.	Hasil Klasifikasi model 13 GRU sinyal 5 menit dengan Learning rate = 0.0001 .....	55

4.2.14.	Hasil Klasifikasi model 14 GRU sinyal 15 menit dengan Learning rate = 0.0001 .....	57
4.2.15.	Hasil Klasifikasi model 15 GRU sinyal 20 menit dengan Learning rate = 0.0001 .....	60
4.2.16.	Hasil Klasifikasi model 16 GRU sinyal 30 menit dengan Learning rate = 0.0001 .....	62
4.2.17.	Hasil Klasifikasi model 17 Bidirectional GRU sinyal 5 menit dengan Learning rate = 0.0001 .....	64
4.2.18.	Hasil Klasifikasi model 18 Bidirectional GRU sinyal 15 menit dengan Learning rate = 0.0001 .....	66
4.2.19.	Hasil Klasifikasi model 19 Bidirectional GRU sinyal 20 menit dengan Learning rate = 0.0001 .....	68
4.2.20.	Hasil Klasifikasi model 20 Bidirectional GRU sinyal 30 menit dengan Learning rate = 0.0001 .....	70
4.3.	Perbandingan Model Terbaik .....	72
4.4.	Pengujian Model Klasifikasi dengan Data <i>Unseen</i> .....	73
4.4.1.	Pengujian Model Terbaik LSTM dengan Data <i>Unseen</i> .....	73
4.4.2.	Pengujian Model Terbaik Bi LSTM dengan Data <i>Unseen</i> .....	74
4.4.3.	Pengujian Model Terbaik GRU dengan Data <i>Unseen</i> .....	74
4.4.4.	Pengujian Model Terbaik BiGRU dengan Data <i>Unseen</i> .....	75
4.5.	Analisis Sementara .....	76
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>		<b>78</b>
5.1.	Pendahuluan .....	78
5.2.	Kesimpulan.....	78
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>		<b>79</b>

## DAFTAR GAMBAR

	<b>Halaman</b>
<b>Gambar 2. 1</b> Morfologi Sinyal EKG [15].....	8
<b>Gambar 3. 1</b> Diagram Alur Penelitian .....	13
<b>Gambar 3. 2</b> Perbandingan sinyal BIDMC sebelum dan setelah DWT .....	17
<b>Gambar 3. 3</b> Perbandingan sinyal PTB sebelum dan setelah DWT .....	18
<b>Gambar 3. 4</b> Perbandingan sinyal NSRDB sebelum dan sesudah DWT.....	18
<b>Gambar 3. 5</b> Perbandingan sinyal normal fantasia sebelum dan sesudah DWT .	19
<b>Gambar 3. 6</b> Perbandingan sinyal MI sebelum dan sesudah DWT .....	19
<b>Gambar 4. 1</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 1.....	28
<b>Gambar 4. 2</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 2.....	30
<b>Gambar 4. 3</b> Grafik Akurasi dan Loss untuk Proses Pelatihan dan Pengujian Model 3 LSTM 3 Kelas.....	33
<b>Gambar 4. 4</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 4.....	35
<b>Gambar 4. 5</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 5.....	37
<b>Gambar 4. 6</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 6.....	39
<b>Gambar 4. 7</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 7.....	41
<b>Gambar 4. 8</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 8.....	44
<b>Gambar 4. 9</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 9.....	46
<b>Gambar 4. 10</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 10.....	49
<b>Gambar 4. 11</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 11.....	51
<b>Gambar 4. 12</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 12.....	53
<b>Gambar 4. 13</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 13.....	56
<b>Gambar 4. 14</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 14.....	58
<b>Gambar 4. 15</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 15.....	60
<b>Gambar 4. 16</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 16.....	62
<b>Gambar 4. 17</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 17.....	64
<b>Gambar 4. 18</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 18.....	66
<b>Gambar 4. 19</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 19.....	69
<b>Gambar 4. 20</b> Grafik Akurasi dan Loss Pada Model 20.....	71

## DAFTAR TABEL

	Halaman
<b>Tabel 3. 1</b> Dataset yang digunakan dalam penelitian .....	15
<b>Tabel 3. 2</b> Nilai SNR setiap fungsi wavelet .....	16
<b>Tabel 3. 3</b> Parameter Umum Model RNN.....	21
<b>Tabel 3. 4</b> Tuning Parameter Model RNN .....	22
<b>Tabel 3. 5</b> Model LSTM Unidirectional.....	22
<b>Tabel 3. 6</b> Parameter Bi-LSTM.....	23
<b>Tabel 3. 7</b> Model Bi-LSTM.....	23
<b>Tabel 3. 8</b> Parameter GRU Unidirectional .....	23
<b>Tabel 3. 9</b> Model GRU Unidirectional .....	23
<b>Tabel 3. 10</b> Parameter GRU Bidirectional .....	24
<b>Tabel 3. 11</b> Model GRU Bidirectional .....	24
<b>Tabel 3. 12</b> Confusion matrix.....	25
<b>Tabel 4. 1</b> Hasil dari model evaluasi 20 model yang digunakan dalam penelitian .....	27
<b>Tabel 4. 2</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 1 LSTM 3 Kelas .....	28
<b>Tabel 4. 3</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 1 LSTM 3 Kelas.....	29
<b>Tabel 4. 4</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 1 LSTM.....	29
<b>Tabel 4. 5</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 1 LSTM.....	30
<b>Tabel 4. 6</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 2 LSTM 3 Kelas .....	30
<b>Tabel 4. 7</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 2 LSTM 3 Kelas.....	31
<b>Tabel 4. 8</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 2 LSTM 3 Kelas.....	31
<b>Tabel 4. 9</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 2 LSTM 3 Kelas.....	32
<b>Tabel 4. 10</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 3 LSTM.....	33
<b>Tabel 4. 11</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 3 LSTM.....	33
<b>Tabel 4. 12</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 3 LSTM.....	33
<b>Tabel 4. 13</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 3 LSTM.....	34
<b>Tabel 4. 14</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 4 LSTM.....	35
<b>Tabel 4. 15</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 4 LSTM.....	35
<b>Tabel 4. 16</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 4 LSTM.....	36

<b>Tabel 4. 17</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 4 LSTM.....	36
<b>Tabel 4. 20</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 5 LSTM.....	38
<b>Tabel 4. 21</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 5 LSTM.....	38
<b>Tabel 4. 22</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 6 LSTM.....	39
<b>Tabel 4. 23</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 6 LSTM.....	40
<b>Tabel 4. 24</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 6 LSTM.....	40
<b>Tabel 4. 25</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 6 LSTM.....	41
<b>Tabel 4. 26</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 7 LSTM.....	42
<b>Tabel 4. 27</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 7 LSTM.....	42
<b>Tabel 4. 28</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 7 LSTM.....	43
<b>Tabel 4. 29</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 7 LSTM.....	43
<b>Tabel 4. 30</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 8 LSTM.....	44
<b>Tabel 4. 31</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 8 LSTM.....	45
<b>Tabel 4. 32</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 8 LSTM.....	45
<b>Tabel 4. 33</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 8 LSTM.....	45
<b>Tabel 4. 34</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 9 Bidirectional LSTM 3 Kelas .....	46
<b>Tabel 4. 35</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 9 Bidirectional LSTM 3 Kelas.....	47
<b>Tabel 4. 36</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 9 Bidirectional LSTM 3 Kelas.....	47
<b>Tabel 4. 37</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 9 Bidirectional LSTM 3 Kelas.....	48
<b>Tabel 4. 38</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 10 Bidirectional LSTM 3 Kelas.....	49
<b>Tabel 4. 39</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 10 Bidirectional LSTM 3 Kelas.....	49
<b>Tabel 4. 40</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 10 Bidirectional LSTM 3 Kelas.....	50
<b>Tabel 4. 41</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 10 Bidirectional LSTM 3 Kelas.....	50

<b>Tabel 4. 42</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 11 Bidirectional LSTM 3 Kelas.....	51
<b>Tabel 4. 43</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model Bidirectional 11 LSTM 3 Kelas.....	52
<b>Tabel 4. 44</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 11 Bidirectional LSTM 3 Kelas.....	52
<b>Tabel 4. 45</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 11 Bidirectional LSTM 3 Kelas.....	53
<b>Tabel 4. 46</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 12 Bidirectional LSTM 3 Kelas.....	54
<b>Tabel 4. 47</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 12 Bidirectional LSTM 3 Kelas.....	54
<b>Tabel 4. 48</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 12 Bidirectional LSTM 3 Kelas.....	54
<b>Tabel 4. 49</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 12 Bidirectional LSTM 3 Kelas.....	55
<b>Tabel 4. 50</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 13 GRU 3 Kelas .....	56
<b>Tabel 4. 51</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 13 GRU 3 Kelas .....	56
<b>Tabel 4. 52</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 13 GRU 3 Kelas.....	57
<b>Tabel 4. 53</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 13 GRU 3 Kelas.....	57
<b>Tabel 4. 54</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 14 GRU 3 Kelas .....	58
<b>Tabel 4. 55</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 14 GRU 3 Kelas .....	58
<b>Tabel 4. 56</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 14 LSTM 3 Kelas.....	59
<b>Tabel 4. 57</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 14 LSTM 3 Kelas.....	59
<b>Tabel 4. 58</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 15 GRU 3 Kelas .....	60
<b>Tabel 4. 59</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 15 LSTM 3 Kelas.....	60
<b>Tabel 4. 60</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 15 GRU 3 Kelas.....	61
<b>Tabel 4. 61</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 15 GRU 3 Kelas.....	61
<b>Tabel 4. 62</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 16 GRU 3 Kelas .....	62
<b>Tabel 4. 63</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 16 GRU 3 Kelas .....	63
<b>Tabel 4. 64</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 16 GRU 3 Kelas.....	63
<b>Tabel 4. 65</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 16 GRU 3 Kelas.....	63



<b>Tabel 4. 66</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 17 Bidirectional GRU 3 Kelas	64
<b>Tabel 4. 67</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 17 Bidirectional GRU 3 Kelas	65
<b>Tabel 4. 68</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 17 Bidirectional GRU 3 Kelas	65
<b>Tabel 4. 69</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 17 Bidirectional GRU 3 Kelas	66
<b>Tabel 4. 70</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 18 Bidirectional GRU 3 Kelas	66
<b>Tabel 4. 71</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 18 Bidirectional GRU 3 Kelas	67
<b>Tabel 4. 72</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 18 Bidirectional GRU 3 Kelas	67
<b>Tabel 4. 73</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 18 Bidirectional GRU 3 Kelas	68
<b>Tabel 4. 74</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 19 Bidirectional GRU 3 Kelas	69
<b>Tabel 4. 75</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 19 Bidirectional GRU 3 Kelas	69
<b>Tabel 4. 76</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 19 Bidirectional GRU 3 Kelas	69
<b>Tabel 4. 77</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 19 Bidirectional GRU 3 Kelas	70
<b>Tabel 4. 78</b> Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 20 Bidirectional GRU 3 Kelas	71
<b>Tabel 4. 79</b> Matriks Konfusi Data Pengujian Model 20 Bidirectional GRU 3 Kelas	71
<b>Tabel 4. 80</b> Evaluasi Performa Data Pelatihan Model 20 Bidirectional GRU 3 Kelas	72
<b>Tabel 4. 81</b> Evaluasi Performa Data Pengujian Model 20 Bidirectional GRU 3 Kelas	72

<b>Tabel 4. 82</b> Hasil perbandingan nilai akurasi model terbaik.....	73
<b>Tabel 4. 83</b> Confusi Matrix model LSTM.....	73
<b>Tabel 4. 84</b> Confusi Matrix model Bi LSTM.....	74
<b>Tabel 4. 85</b> Confusi Matrix model GRU.....	75
<b>Tabel 4. 86</b> Confusi Matrix model BiGRU.....	75

## DAFTAR LAMPIRAN

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

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

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Gagal Jantung Kongestif (CHF) adalah kondisi patofisiologis yang parah terkait dengan prevalensi tinggi, angka kematian yang tinggi, dan biaya perawatan kesehatan yang berkelanjutan, oleh karena itu menuntut metode yang efisien untuk pendeteksiannya[1]. CHF adalah masalah kasus kesehatan yang sering terjadi di Asia, yang angka kelazimannya mencapai 6,7% yang dimana angka ini jika dibandingkan dengan negara barat lainnya relatif lebih tinggi [2]. CHF biasanya dapat terhasil jika pendorong jantung yang berupa otot tidak dapat memenuhi kinerja dengan semestinya yang terjadi di karenakan oleh kumpulan dari cairan yang berada di area sekitaran jantung, yang kemudian mengakibatkan persediaan darah yang tidak sampai ke organ lain ataupun persediaan darah yang cukup ke jantung[2]. CHF ini sendiri jika tidak dibenahi dengan efisien akan menyebabkan beberapa kompilasi gangguan lain yang serius yaitu *syok kardiogenik*, *episode tromboemboli*, *efusi perikardium*, dan *tamponade perikardium* [4]. untuk mempercepat pendeteksian dan mempermudah pengobatan yang membuat kemungkinan hidup seorang penderita penyakit jantung menjadi lebih tinggi di butuhkan Skrining dan diagnosis dini. Namun, metode diagnostik skrining yang konvensional memiliki keterbatasan, dan identifikasi gagal jantung berbasis elektrokardiogram (EKG) dapat membantu menutupi keterbatasan itu[5].karena Elektrokardiogram adalah cara yang paling efektif untuk mendeteksi penyakit atau ke abnormalan dari jantung[6].

Elektrokardiogram (EKG) adalah alat diagnostik non invasif, murah dan stabil dalam bentuk sinyal. Sinyal disini mewakili perubahan aktivitas kelistrikan jantung dari waktu ke waktu dan mengandung informasi fisiologis penting yang di rekam dengan cara menghitung elektron pada tubuh[7]. Klasifikasi sinyal EKG adalah jawaban dari hal yang sangat dibutuhkan dalam pendeteksian ini namun untuk hal ini diperlukan bahan yang memiliki ketepatan yang sangat signifikan sebagai tolok ukur dalam mendiagnosa penyakit. Untuk mengurangi kemungkinan *error* dalam menyimpulkan apakah subjek terjangkit masalah jantung atau sehat. Kita dapat memanfaatkan *Machine Learning* (ML) yang digunakan menjadi sistem pengklasifikasi serta penganalisis data EKG[8]. Akan tetapi teknologi *Machine learning* ini sendiri memiliki beberapa kekurangan pada bagian pemilihan fitur khususnya dan penulis mengusulkan untuk menggunakan *Deep learning* yang di mana *Deep learning* akan bekerja lebih optimal dalam kinerja sistem diagnosa gagal jantung kongestif secara *automatic* dan di harapkan mencapai hasil terbaik [9].

*Deep Learning* adalah pembelajaran tentang representasi yang di mana mesin akan belajar tentang fitur yang langsung dipelajari oleh mesin secara otomatis dari suatu data tanpa campur tangan manusia [10]. *Deep learning* juga sudah bisa dimanfaatkan pada bidang medis yang digunakan untuk pengatagorian sinyal EKG pada jantung subjek secara auto melalui model yang sebelumnya sudah dibuat. Contoh dari *Deep learning* adalah *Recurrent Neural Network* (RNN).[11]

Recurrent Neural Network adalah Jaringan saraf berulang atau recurrent neural network (RNN) adalah jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang pemrosesannya dipanggil berulang-ulang untuk memroses masukan yang biasanya

adalah data sekuensial. RNN masuk dalam kategori deep learning karena data diproses melalui banyak lapis (layer) yang cocok untuk mendeteksi ritme sinyal EKG [12]

## **1.2. Tujuan dan Manfaat**

### **1.2.1. Tujuan**

Tujuan dari penulisan tugas akhir ini , yaitu :

1. Membuat model *Recurrent Neural Network* untuk menambah efesiensi dari sistem kerja deteksi Gagal Jantung Kongestif,*Myocardial Infraction* dan Normal.
2. Mencoba dan menganalis hasil deteksi Gagal Jantung Kongestif yang memakai metode *Recurrent Neural Network*.

### **1.2.2. Manfaat**

Manfaat dari penulisan tugas akhir ini , yaitu :

1. Membantu Dokter dalam menelaah Gagal Jantung Kongestif.
2. Memahami cara kerja dan dapat merancang arsitektur *Recurrent Neural Network*

## **1.3. Perumusan dan Batasan Masalah**

### **1.3.1. Perumusan Masalah**

Perumusan masalah pada penulisan tugas akhir ini , yaitu :

1. Bagaimana cara membuat arsitektur RNN dalam pengatagorian sinyal EKG dengan baik?
2. Bagaimana hasil dari arsitektur RNN dalam pengatagorian sinyal CHF, MI, dan Normal berdasarkan ritme?

### 1.3.2. Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini, yaitu :

1. Penelitian ini hanya menggunakan data dari *MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database*, *Fantasia Database*, *Congestive Heart Failure RR Interval Database*, dan *BIDMC Congestive Heart Failure Database*.
2. Penelitian ini hanya mengklasifikasi sinyal EKG untuk Gagal Jantung Kongestif dan Normal.
3. Penelitian ini hanya sebatas simulasi program dengan bahasa pemrograman *Python*.

### 1.4. Metodologi Penelitian

Metodologi pada penelitian ini , yaitu :

#### **Tahapan Pertama (Persiapan Data)**

Pada bagian ini dilakukan analisis dan pemahaman data yang digunakan pada penelitian. yang digunakan pada penelitian ini adalah *BIDMC Congestive Heart Failure Database* dan PTB digunakan sebagai data CHF, PTB digunakan sebagai data MI dan Fantasia dan MIT BIH digunakan sebagai data normal. Yang di unduh dari situs *physionet*.

#### **Tahapan Kedua (Pra Pengolahan Data)**

Pada bagian ini, peneliti melakukan pengolahan data dengan cara menghilangkan *noise* dari sinyal dengan metode *Discrete Wavelet Transform*, menormalisasi sinyal , dan segmentasi sinyal yang samplanya pada frekuensi 250Hz dan di segment menjadi 5 menit, 15 menit ,20 menit dan 30 menit, sehingga dapat di proses untuk proses selanjutnya.

#### **Tahapan Ketiga (Klasifikasi)**

Pada bagian ini dilakukan pengatagorian terhadap sinyal gagal jantung kongestif,MI dan Normal dengan menggunakan arsitektur RNN

#### **Tahapan Keempat (Analisa dan Kesimpulan)**

Pada bagian ini dilakukan penguraian dari hasil model RNN sehingga dapat ditarik kesimpulan dari hasil model tersebut.

### **1.5. Sistematika Penulisan**

Untuk mempersingkat jalannya penatanaan tugas akhir secara rinci maka dibuatlah rententan jalanya penulisan sebagai berikut.

#### **BAB I – PENDAHULUAN**

Sebagai awalan penelitian, bab ini menceritakan tentang Latar Belakang Masalah, Tujuan dan Manfaat, Perumusan dan Batasan Masalah, Metode Penelitian, dan Sistematika Penulisan dari penelitian yang dilakukan.

#### **BAB II – TINJAUAN PUSTAKA**

Bab selanjutnya merupakan penjelasan Dasar Teori, Konsep dan Prinsip Dasar yang dibutuhkan untuk memecahkan masalah dalam penelitian yang dilakukan.

#### **BAB III – METODOLOGI**

Metodologi yang digunakan akan dibahas secara rinci tentang teknik, metode, dan alur proses yang dilakukan dalam penelitian.

#### **BAB IV – HASIL DAN PEMBAHASAN**

Bab empat merupakan hasil pengujian dan analisis yang diperoleh dari penelitian serta pembahasan terhadap hasil yang telah dicapai meliputi kelebihan dan kekurangan dari penelitian yang telah dilakukan.



## **BAB V – KESIMPULAN DAN SARAN**

Pada bab terakhir berisi kesimpulan yang bersumber dari hasil penelitian yang dilakukan beserta saran untuk penelitian selanjutnya khususnya tentang Tugas Akhir yang dikerjakan.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Porumb, E. Iadanza, S. Massaro, and L. Pecchia, “A convolutional neural network approach to detect congestive heart failure,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 55, p. 101597, 2020, doi: 10.1016/j.bspc.2019.101597.
- [2] S. Nurmaini *et al.*, “An Automated ECG Beat Classification System Using Deep Neural Networks with an Unsupervised Feature Extraction Technique,” *Appl. Sci.*, vol. 9, no. 14, p. 17, 2019, doi: 10.3390/app9142921.
- [3] S. Nahak and G. Saha, “A fusion based classification of normal, arrhythmia and congestive heart failure in ECG,” *26th Natl. Conf. Commun. NCC 2020*, pp. 1–6, 2020, doi: 10.1109/NCC48643.2020.9056095.
- [4] P. Desmon and D. Q. Utama, “Deteksi Penyakit Gagal Jantung Berdasarkan Sinyal Ekg,” *e-Proceeding Eng.*, vol. 5, no. 2, pp. 3726–3735, 2018.
- [5] J. M. Kwon *et al.*, “Development and validation of deep-learning algorithm for electrocardiography-based heart failure identification,” *Korean Circ. J.*, vol. 49, no. 7, pp. 629–639, 2019, doi: 10.4070/kcj.2018.0446.
- [6] U. R. Acharya, H. Fujita, S. L. Oh, Y. Hagiwara, J. H. Tan, and M. Adam, “Application of deep convolutional neural network for automated detection of myocardial infarction using ECG signals,” *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 415–416, no. September, pp. 190–198, 2017, doi: 10.1016/j.ins.2017.06.027.
- [7] G. Sannino and G. De Pietro, “A deep learning approach for ECG-based heartbeat classification for arrhythmia detection,” *Futur. Gener. Comput. Syst.*, vol. 86, no. July, pp. 446–455, 2018, doi: 10.1016/j.future.2018.03.057.
- [8] A. Ali, Y. Hu, C. G. Hsieh, and M. Khan, “A Comparative Study on Machine Learning Algorithms for Network Defense,” *Va. J. Sci.*, vol. 68, no. 3, pp. 1–19, 2017, doi: 10.25778/PEXS-2309.
- [9] U. R. Acharya *et al.*, “Deep convolutional neural network for the automated diagnosis of congestive heart failure using ECG signals,” *Appl. Intell.*, vol.

- 49, no. 1, pp. 16–27, 2019, doi: 10.1007/s10489-018-1179-1.
- [10] X. Hao, G. Zhang, and S. Ma, “Deep Learning,” *Int. J. Semant. Comput.*, vol. 10, no. 3, pp. 417–439, 2016, doi: 10.1142/S1793351X16500045.
- [11] S. Nurmaini, R. U. Partan, and M. N. Rachmatullah, “Deep classifier on the electrocardiogram interpretation system,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1246, no. 1, pp. 1–9, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1246/1/012030.
- [12] E. Derya Übeyli, “Recurrent neural networks employing Lyapunov exponents for analysis of ECG signals,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 37, no. 2, pp. 1192–1199, 2010, doi: 10.1016/j.eswa.2009.06.022.
- [13] A. Mincholé, J. Camps, A. Lyon, and B. Rodríguez, “Machine learning in the electrocardiogram,” *J. Electrocardiol.*, vol. 57, pp. S61–S64, 2019, doi: 10.1016/j.jelectrocard.2019.08.008.
- [14] S. Celin and K. Vasanth, “ECG Signal Classification Using Various Machine Learning Techniques,” *J. Med. Syst.*, vol. 42, no. 12, pp. 1–11, 2018, doi: 10.1007/s10916-018-1083-6.
- [15] H. Dang, M. Sun, G. Zhang, X. Qi, X. Zhou, and Q. Chang, “A Novel Deep Arrhythmia-Diagnosis Network for Atrial Fibrillation Classification Using Electrocardiogram Signals,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 75577–75590, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2918792.
- [16] A. Sunardi and R. Mahardika, “Studi Perbandingan Metode Wavelet Dalam Speech Recognition Pada Sistem Akses Personal,” *Elkha*, vol. 11, no. 1, p. 1, 2019, doi: 10.26418/elkha.v11i1.29343.
- [17] Z. K. Peng and F. L. Chu, “Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics : a review with bibliography,” vol. 18, pp. 199–221, 2004, doi: 10.1016/S0888-3270(03)00075-X.
- [18] 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, doi: 10.1016/j.irbm.2014.10.004.
- [19] S. Christin, É. Hervet, and N. Lecomte, “Applications for deep learning in

- ecology,” *Methods Ecol. Evol.*, vol. 10, no. 10, pp. 1632–1644, 2019, doi: 10.1111/2041-210X.13256.
- [20] V. Jahmunah *et al.*, “Computer-aided diagnosis of congestive heart failure using ECG signals – A review,” *Phys. Medica*, vol. 62, no. March 2020, pp. 95–104, 2019, doi: 10.1016/j.ejmp.2019.05.004.
- [21] H. W. Lui and K. L. Chow, “Multiclass classification of myocardial infarction with convolutional and recurrent neural networks for portable ECG devices,” *Informatics Med. Unlocked*, vol. 13, no. August, pp. 26–33, 2018, doi: 10.1016/j.imu.2018.08.002.
- [22] 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, doi: 10.3390/a12060118.
- [23] G. S. Chadha, A. Panambilly, A. Schwung, and S. X. Ding, “Bidirectional deep recurrent neural networks for process fault classification,” *ISA Trans.*, vol. 106, no. July, pp. 330–342, 2020, doi: 10.1016/j.isatra.2020.07.011.
- [24] 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, no. i, pp. 145395–145405, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2939947.
- [25] 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,” *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, vol. 118, no. May, p. 102674, 2020, doi: 10.1016/j.trc.2020.102674.