

**DETEKSI SINYAL *ATRIAL FIBRILLATION* PADA
ELEKTROKARDIOGRAM MENGGUNAKAN *RECURRENT*
*NEURAL NETWORKS***

TUGAS AKHIR



OLEH :

GHINA AULIYA

09011281722055

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

2021

**DETEKSI SINYAL *ATRIAL FIBRILLATION* PADA
ELEKTROKARDIOGRAM MENGGUNAKAN
*RECURRENT NEURAL NETWORKS***

TUGAS AKHIR

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



OLEH :

GHINA AULIYA

09011281722055

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

2021

HALAMAN PENGESAHAN

DETEKSI SINYAL *ATRIAL FIBRILLATION* PADA ELEKTROKARDIOGRAM MENGGUNAKAN *RECURRENT NEURAL NETWORKS*

PROPOSAL SKRIPSI

**Program Studi Sistem Komputer
Jenjang S1**

Oleh

**GHINA AULIYA
09011281722055**

Indralaya, Maret 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 : 29 Maret 2021

Tim Penguji :

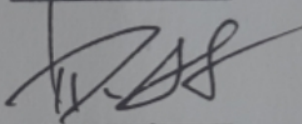
1. Ketua : Sutarno, S.T., M.T.

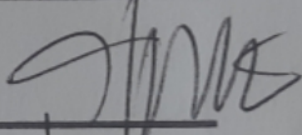
2. Sekretaris : Rahmat Fadli Isnanto, S.SI., M.SC.

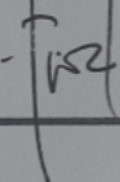
3. Pembimbing : Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.

4. Penguji : Firdaus, S.T., M.Kom.



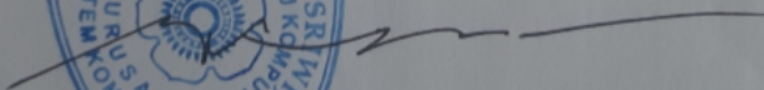






Mengetahui,
Ketua Jurusan Sistem Komputer




Dr. Ir. H. Sukemi, M.T.
NIP. 19661203200641001

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertandatangan di bawah ini :

Nama : Ghina Auliya

NIM : 09011281722055

Judul : Deteksi Sinyal *Atrial Fibrillation* pada Elektrokardiogram
Menggunakan *Recurrent Neural Networks*

Hasil pengecekan *Software Turnitin* : 19%

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, Maret 2021



Ghina Auliya

HALAMAN PERSEMBAHAN

إِنَّ اللَّهَ لَا يُغَيِّرُ مَا بِقَوْمٍ حَتَّى يُغَيِّرُوا مَا بِأَنْفُسِهِمْ

“Sesungguhnya Allah tidak akan mengubah keadaan suatu kaum sebelum mereka mengubah keadaan diri mereka sendiri.” (Ar-Ra'd : 11)

وَأَنْ لَّيْسَ لِلْإِنْسَانِ إِلَّا مَا سَعَى

“Dan bahwasanya seorang manusia tiada memperoleh selain apa yang telah diusahakannya” (An Najm : 39)

1. Skripsi ini adalah persembahan kecilku untuk kedua orangtuaku. Ketika dunia menutup pintunya padaku, hanya Mama dan Papa membuka lengannya untukku. Ketika orang-orang menutup telinga mereka untukku, mereka berdua membuka hati untukku. Terima kasih karena selalu ada untukku.
2. Terkadang, hari-hariku sering merasa seperti tidak berada di tempat lain. Sejak memiliki kalian *Circle Bigbox* dan *Rumpi-able*, aku bersyukur bisa memiliki kalian yang selalu memahamiku. Terima kasih telah menjadi manusia terbaik di dunia.
3. Persembahan istimewa juga untuk orang yang saya cintai, mas bayi, terima kasih atas dukungan, kebaikan, perhatian, keceriaan, dan kebijaksanaan yang selalu kamu coba lakukan meskipun ragu masih menyelimutiku hingga kini, tapi keyakinanku melihatmu akan berkembang menjadi sosok manusia yang selalu berusaha menjadi lebih baik terus menerus masih akan terus ada. Terima kasih karena memberi tahuku cara hidup untuk selalu jujur dan bahagia.

KATA PENGANTAR

Puji syukur Alhamdulillah penulis panjatkan atas kehadiran Allah SWT. yang telah memberi berkah dan rahmat-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan Tugas Akhir ini yang berjudul **“Deteksi Sinyal Atrial Fibrillation pada Elektrokardiogram Menggunakan *Recurrent Neural Networks*”**.

Dalam laporan ini penulis menjelaskan mengenai klasifikasi sinyal EKG menggunakan *Recurrent Neural Networks* dan *Long Short Term Memory* untuk mengklasifikasi kelas AF, Normal, dan Non AF. Penulis berharap agar tulisan ini dapat bermanfaat bagi orang banyak dan menjadi bahan bacaan bagi yang berminat, 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 Allah SWT. dan berterimakasih kepada yang terhormat :

1. Allah SWT, yang telah memberikan rahmat dan karunia-Nya sehingga saya dapat menyelesaikan penulisan Proposal Tugas Akhir ini dengan baik dan lancar.
2. Kedua orang tua saya tercinta, yang telah membesarkan sekaligus mendidik saya dengan penuh kasih sayang dan selalu memberikan semangat dalam bentuk apapun dan memotivasi hidup penulis.
3. Bapak Jaidan Jauhari, S.Pd., M.T., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Bapak Dr. Ir. H. Sukemi, M.T. selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
5. Ibu Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T., selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang selalu memberi semangat dan banyak meluangkan waktunya untuk membimbing, memberi saran untuk penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
6. Bapak Huda Ubaya, M.T. selaku Pembimbing Akademik Jurusan Sistem Komputer.

7. Mbak Annisa Darmawahyuni (Maca) yang tidak pernah bosan mendengarkan keluh kesah perjuangan penulis, selalu memberi arahan dan semangat, serta bantuan dan saran terbaik untuk penulis.
8. Jannes Effendi sebagai sahabat yang telah banyak meluangkan waktunya untuk membantu dan mengajarkan penulis dalam penyelesaian laporan ini.
9. Arjuno Gusendi, Abdullah Farhan, Dewi Chayanti, Suci Dwi Lestari, dan Kak Febby Nurherliza sebagai sahabat-sahabat terbaik yang selalu memberikan semangat dan support bagi penulis.
10. Teman – teman SK17A Indralaya.
11. Rekan-rekan 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, Maret 2021

Penulis,

Ghina Auliya
NIM. 09011281722055

DETECTION OF ATRIAL FIBRILLATION SIGNALS ON AN ELECTROCARDIOGRAM USING RECURRENT NEURAL NETWORKS

Ghina Auliya (09011281722055)

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

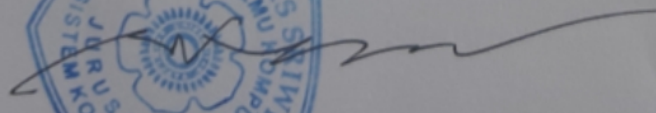
Email: ghinaauliyaa@gmail.com

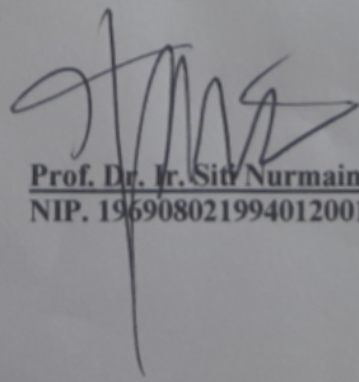
Abstract

Atrial fibrillation is a disturbance in the function of the heart's electrical system which is characterized by an irregular heartbeat. Conventional detection of AF is often diagnosed through data visualization using an electrocardiograph by cardiologists with the results of the evaluation in the form of a recorded electrocardiogram (ECG) wave. The method used in this research is Recurrent Neural Networks (RNN) Long Short-Term Memory (LSTM) architecture. The RNN method is very suitable for processing sequential data such as ECG signals. LSTM is an effective method for processing time series data. In this study, the classification for 3 classes was carried out on the parameters of the learning rate, the number of hidden layers and the best batch size. In addition, the use of the K-fold Cross Validation method is carried out to find the best data combination, both in terms of accuracy, precision, error and others. The number of features per one time step is 500 points with 3 classes. Of the 22 models that have been tested, the best model is obtained by adding the number of hidden layers and using the Bi-LSTM model for 3 classes. The Bi-LSTM model achieved the highest evaluation results on the classification of 3 classes of ECG signals with an average sensitivity, precision, specificity, accuracy and F1 values of 94.14%, 94.04%, 97.41%, 96.41%, and 94.08%.

Keywords: *Electrocardiogram, Atrial Fibrillation, Recurrent Neural Networks, Long Short-Term Memory*

Acknowledged,


The Head of Computer Systems Department
Dr. Ir. H. Sukemi M.T.
NIP. 196612032006041001


Final Project Advisor
Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.
NIP. 196908021994012001

DETEKSI SINYAL ATRIAL FIBRILLATION PADA ELEKTROKARDIOGRAM MENGGUNAKAN RECURRENT NEURAL NETWORKS

Ghina Auliya (09011281722055)

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email: ghinaauliyaa@gmail.com

Abstrak

Atrial Fibrilasi merupakan gangguan pada fungsi sistem kelistrikan jantung yang ditandai dengan denyut jantung tidak teratur. Deteksi AF secara konvensional sering didiagnosis melalui visualisasi data menggunakan elektrokardiograf oleh ahli jantung dengan hasil evaluasi berupa rekaman gelombang elektrokardiogram (EKG). Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah *Recurrent Neural Networks* (RNN) arsitektur *Long Short-Term Memory* (LSTM). Metode RNN sangat tepat digunakan untuk mengolah data sekuensial seperti sinyal EKG. LSTM adalah metode yang efektif untuk mengolah data bertipe *time series*. Pada penelitian ini, dilakukan klasifikasi untuk 3 kelas terhadap parameter *learning rate*, jumlah *hidden layer* dan *batch size* terbaik. Selain itu, penggunaan metode *K-fold Cross Validation* dilakukan untuk menemukan kombinasi data terbaik, baik itu dari segi akurasi, presisi, *error* dan lain-lain. Jumlah fitur setiap satu *time step* adalah 500 titik dengan 3 kelas. Dari 22 model yang telah diuji coba, model terbaik diperoleh dengan menambahkan jumlah *hidden layer* dan menggunakan model Bi-LSTM terhadap 3 kelas. Model Bi-LSTM meraih hasil evaluasi tertinggi pada klasifikasi 3 kelas sinyal EKG dengan rata-rata nilai sensitivitas, presisi, spesifisitas, akurasi dan F1 sebesar 94,14%, 94,04%, 97,41%, 96,41%, dan 94,08%.

Kata Kunci: Elektrokardiogram, *Atrial Fibrillation*, *Recurrent Neural Networks*, *Long Short-Term Memory*

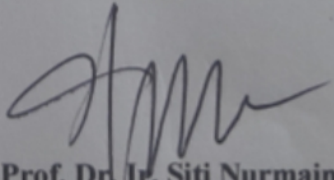
Mengetahui,



Ketua Jurusan Sistem Komputer,

Dr. Ir. H. Sukemi, M.T.
NIP. 19661203200641001

Pembimbing Tugas Akhir,



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

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL.....	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	v
KATA PENGANTAR	vi
ABSTRACT	viii
ABSTRAK.....	ix
DAFTAR ISI	x
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR TABEL	xviii
DAFTAR LAMPIRAN	xxiii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Tujuan	2
1.3 Perumusan Masalah	3
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)	4
1.5.3 Tahap Ketiga (Klasifikasi)	4
1.5.4 Tahap Keempat (Analisa dan Kesimpulan).....	4
1.6 Sistematika Penelitian.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1 Umum	6
2.2 <i>Arrhythmia</i>	7
2.3 <i>Atrial Fibrillation (AF)</i>	8
2.3.1 Karakteristik <i>Atrial Fibrillation (AF)</i>	10
2.3.2 Klasifikasi <i>Atrial Fibrillation (AF)</i>	10
2.4 Elektrokardiogram	10
2.5 Gelombang EKG.....	13
2.6 Transformasi <i>Wavelet</i>	14

2.6.1	Transformasi Wavelet Kontinyu.....	15
2.6.2	Transformasi Wavelet Diskrit.....	16
2.7	Deep Learning.....	18
2.8	<i>Recurrent Neural Networks</i>	18
2.8.1	<i>Long Short Term Memory</i>	20
2.9	Fungsi Aktivasi.....	22
2.9.1	<i>Binary Sigmoid Function</i>	23
2.9.2	<i>Bipolar Sigmoid Function</i>	24
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....		25
3.1	Pendahuluan.....	25
3.2	Kerangka Penelitian.....	25
3.3	Persiapan Data	26
3.4	<i>Pre-processing</i>	34
3.4.1	Pengurangan Derau atau <i>Denoising</i>	34
3.4.1.1	<i>Denoising</i> Sinyal <i>Atrial Fibrillation</i> (AFDB)	36
3.4.1.2	<i>Denoising</i> Sinyal <i>Atrial Fibrillation</i> (AF China).....	37
3.4.1.3	<i>Denoising</i> Sinyal Normal <i>QTDB</i>	37
3.4.1.4	<i>Denoising</i> Sinyal Normal <i>Fantasia</i>	38
3.4.1.5	<i>Denoising</i> Sinyal Non AF.....	39
3.4.2	Normalisasi.....	40
3.4.3	Segmentasi.....	41
3.5	Pembagian Data Latih dan Data Uji	43
3.6	Klasifikasi dengan <i>Recurrent Neural Networks</i>	45
3.6.1	Model <i>Long Short Term Memory Unidirectional</i>	46
3.6.2	Model <i>Long Short Term Memory Bidirectional</i>	48
3.7	Validasi Performa Model.....	50
3.7.1	Akurasi	50
3.7.2	Sensitivitas.....	51
3.7.3	Spesifisitas.....	51
3.7.4	Presisi	51
3.7.5	<i>F1 Score</i>	51
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....		52
4.1	Pendahuluan.....	52
4.2	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model LSTM untuk 2 Kelas.....	52
4.2.1	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 1 LSTM	52
4.2.2	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 2 LSTM	55
4.2.3	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 3 LSTM	58

4.2.4	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 4 LSTM	61
4.2.5	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 5 LSTM	64
4.2.6	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 6 LSTM	67
4.2.7	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 7 LSTM	70
4.2.8	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 8 LSTM	73
4.2.9	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 9 LSTM	77
4.2.10	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 10 LSTM	79
4.2.11	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 11 LSTM	82
4.2.12	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 12 LSTM	85
4.2.13	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 13 LSTM	88
4.3	Perbandingan Hasil Model LSTM untuk 2 Kelas.....	92
4.4	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model LSTM untuk 3 Kelas.....	93
4.4.1	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 14 LSTM	93
4.4.2	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 15 LSTM	96
4.4.3	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 16 LSTM	99
4.4.4	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 17 LSTM	102
4.4.5	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 18 LSTM	105
4.4.6	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 19 LSTM	108
4.4.7	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 20 LSTM	111
4.4.8	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 21 LSTM	114
4.4.9	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 22 LSTM	117
4.4.10	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 23 LSTM	120
4.4.11	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 24 LSTM	123
4.4.12	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 25 LSTM	127
4.4.13	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 26 LSTM	130
4.5	Perbandingan Hasil Model LSTM untuk 3 Kelas.....	133
4.6	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model BI-LSTM untuk 3 Kelas	134
4.6.1	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 1 BI-LSTM	134
4.6.2	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 2 BI-LSTM	138
4.6.3	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 3 BI-LSTM	141
4.6.4	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 4 BI-LSTM	144
4.6.5	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 5 BI-LSTM	147
4.6.6	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 6 BI-LSTM	150
4.7	Perbandingan Hasil Model BI-LSTM untuk 3 Kelas	153
4.8	Perbandingan Hasil Keseluruhan Model LSTM dan BI-LSTM untuk 3 Kelas	153

4.9	Perbandingan Model Terbaik LSTM dan BI-LSTM untuk 3 Kelas.....	154
4.10	Perbandingan Hasil Keseluruhan Model Terbaik untuk 2 Kelas dan 3 Kelas dengan LSTM dan BI-LSTM	156
4.11	Pengujian Model LSTM dan BI-LSTM dengan Data <i>UnseenNormal China Challenge</i> 2018.....	159
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....		163
5.1	Kesimpulan	163
5.2	Saran	165
DAFTAR PUSTAKA.....		165

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Anatomi Jantung.....	6
Gambar 2.2 Representasi Jantung Normal dan Jantung AF.....	9
Gambar 2.3 Denyutan Jantung Hasil dari EKG.	11
Gambar 2.4 Diagram Potongan Sinyal EKG.	12
Gambar 2.5 Depolarisasi Atrium, Depolarisasi Ventrikel, dan Repolarisasi..... Ventrikel pada Denyut Normal.....	14
Gambar 2.6 Bentuk Sebuah Wave dan Wavelet.	15
Gambar 2.7 Ilustrasi <i>Window Size</i>	19
Gambar 2.8 Arsitektur <i>Recurrent Neural Networks</i>	19
Gambar 2.9 Memori Sel LSTM.	20
Gambar 2.10 Arsitektur <i>Long Short Term Memory</i>	21
Gambar 2.11 Struktur BI-LSTM untuk <i>Forward Pass</i> dan <i>Backward Pass</i> ...	22
Gambar 2.12 Fungsi Aktivasi.	23
Gambar 2.13 Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner.	24
Gambar 2.14 Fungsi Aktivasi Sigmoid Bipolar.	24
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian.....	26
Gambar 3.2 Pembagian Data 2 Kelas dan 3 Kelas.....	30
Gambar 3.3 Bentuk <i>Raw</i> Sinyal Setiap Kelas.....	31
Gambar 3.4 Diagram Alir <i>Pre-processing</i>	34
Gambar 3.5 Perbandingan Sinyal <i>Atrial Fibrillation</i> (AFDB) Sebelum dan Sesudah DWT.....	36
Gambar 3.6 Perbandingan Sinyal <i>Atrial Fibrillation</i> (AF China) Sebelum dan Sesudah DWT.....	37
Gambar 3.7 Perbandingan Sinyal Normal <i>QTDB</i> Sebelum dan Sesudah DWT....	37
Gambar 3.8 Perbandingan Sinyal Normal <i>Fantasia</i> Sebelum dan Sesudah DWT	38
Gambar 3.9 Perbandingan Sinyal Non AF Sebelum dan Sesudah DWT.....	39
Gambar 3.10 <i>Window Size</i> 10 detik, 5 detik, dan 2 detik.....	42
Gambar 3.11 Pembagian Partisi <i>K-fold Cross Validation</i>	44
Gambar 3.12 Diagram Alir Klasifikasi	49
Gambar 4.1 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 1 LSTM 10 Detik.....	53
Gambar 4.2 Kurva ROC pada Data Pengujian Model 1 LSTM 10 Detik.....	55
Gambar 4.3 Kurva P-R pada Data Pengujian Model 1 LSTM 10 Detik.....	55

Gambar 4.4	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 2 LSTM 2 Detik.....	56
Gambar 4.5	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 2 LSTM 2 Detik.....	58
Gambar 4.6	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 2 LSTM 2 Detik.....	58
Gambar 4.7	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 3 LSTM 10 Detik.....	59
Gambar 4.8	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 3 LSTM 10 Detik.....	61
Gambar 4.9	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 3 LSTM 10 Detik.....	61
Gambar 4.10	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 4 LSTM 10 Detik.....	62
Gambar 4.11	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 4 LSTM 10 Detik.....	64
Gambar 4.12	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 4 LSTM 10 Detik.....	64
Gambar 4.13	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 5 LSTM 5 Detik.....	65
Gambar 4.14	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 5 LSTM 5 Detik.....	67
Gambar 4.15	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 5 LSTM 5 Detik.....	67
Gambar 4.16	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 6 LSTM 2 Detik	68
Gambar 4.17	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 6 LSTM 2 Detik.....	70
Gambar 4.18	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 6 LSTM 2 Detik.....	70
Gambar 4.19	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 7 LSTM 10 Detik.....	71
Gambar 4.20	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 7 LSTM 10 Detik.....	73
Gambar 4.21	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 7 LSTM 10 Detik.....	73
Gambar 4.22	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 8 LSTM 5 Detik.....	74
Gambar 4.23	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 8 LSTM 5 Detik.....	76
Gambar 4.24	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 8 LSTM 5 Detik.....	76
Gambar 4.25	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 9 LSTM 2 Detik.....	77
Gambar 4.26	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 9 LSTM 2 Detik.....	79
Gambar 4.27	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 9 LSTM 2 Detik.....	79
Gambar 4.28	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 10 LSTM 10 Detik.....	80
Gambar 4.29	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 10 LSTM 10 Detik....	82
Gambar 4.30	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 10 LSTM 10 Detik.....	82
Gambar 4.31	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 11 LSTM 5 Detik.....	83
Gambar 4.32	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 11 LSTM 5 Detik.....	85
Gambar 4.33	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 11 LSTM 5 Detik.....	85
Gambar 4.34	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 12 LSTM 2 Detik.....	86
Gambar 4.35	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 12 LSTM 2 Detik.....	88
Gambar 4.36	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 12 LSTM 2 Detik.....	88
Gambar 4.37	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 13 LSTM 2 Detik.....	89
Gambar 4.38	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 13 LSTM 2 Detik.....	91
Gambar 4.39	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 13 LSTM 2 Detik.....	91

Gambar 4.40	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 14 LSTM.....	93
Gambar 4.41	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 14 LSTM.....	95
Gambar 4.42	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 14 LSTM.....	96
Gambar 4.43	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 15 LSTM.....	96
Gambar 4.44	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 15 LSTM.....	98
Gambar 4.45	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 15 LSTM.....	99
Gambar 4.46	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 16 LSTM.....	99
Gambar 4.47	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 16 LSTM.....	101
Gambar 4.48	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 16 LSTM.....	102
Gambar 4.49	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 17 LSTM.....	102
Gambar 4.50	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 17 LSTM.....	104
Gambar 4.51	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 17 LSTM.....	105
Gambar 4.52	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 18 LSTM.....	105
Gambar 4.53	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 18 LSTM.....	107
Gambar 4.54	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 18 LSTM.....	108
Gambar 4.55	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 19 LSTM.....	108
Gambar 4.56	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 19 LSTM.....	110
Gambar 4.57	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 19 LSTM.....	111
Gambar 4.58	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 20 LSTM.....	111
Gambar 4.59	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 20 LSTM.....	113
Gambar 4.60	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 20 LSTM.....	114
Gambar 4.61	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 21 LSTM.....	114
Gambar 4.62	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 21 LSTM.....	116
Gambar 4.63	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 21 LSTM.....	117
Gambar 4.64	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 22 LSTM.....	117
Gambar 4.65	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 22 LSTM.....	119
Gambar 4.66	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 22 LSTM.....	120
Gambar 4.67	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 23 LSTM.....	120
Gambar 4.68	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 23 LSTM.....	123
Gambar 4.69	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 23 LSTM.....	123
Gambar 4.70	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 24 LSTM.....	124
Gambar 4.71	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 24 LSTM.....	126
Gambar 4.72	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 24 LSTM.....	126
Gambar 4.73	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 25 LSTM.....	127
Gambar 4.74	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 25 LSTM.....	129
Gambar 4.75	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 25 LSTM.....	130

Gambar 4.76	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 26 LSTM.....	130
Gambar 4.77	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 26 LSTM.....	132
Gambar 4.78	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 26 LSTM.....	133
Gambar 4.79	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 1 BI-LSTM	135
Gambar 4.80	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 1 BI-LSTM	137
Gambar 4.81	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 1 BI-LSTM	137
Gambar 4.82	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 2 BI-LSTM	138
Gambar 4.83	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 2 BI-LSTM	140
Gambar 4.84	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 2 BI-LSTM	140
Gambar 4.85	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 3 BI-LSTM	141
Gambar 4.86	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 3 BI-LSTM	143
Gambar 4.87	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 3 BI-LSTM	143
Gambar 4.88	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 4 BI-LSTM	144
Gambar 4.89	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 4 BI-LSTM	146
Gambar 4.90	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 4 BI-LSTM	146
Gambar 4.91	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 5 BI-LSTM	147
Gambar 4.92	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 5 BI-LSTM	149
Gambar 4.93	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 5 BI-LSTM	149
Gambar 4.94	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 6 BI-LSTM	150
Gambar 4.95	Kurva ROC pada Data Pengujian Model 6 BI-LSTM	152
Gambar 4.96	Kurva P-R pada Data Pengujian Model 6 BI-LSTM	152
Gambar 4.97	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 25 LSTM.....	155
Gambar 4.98	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 6 BI-LSTM	156
Gambar 4.99	Grafik Perbandingan Semua Hasil Evaluasi Terhadap 3 Kelas dengan LSTM dan BI-LSTM	158
Gambar 4.100	Grafik Perbandingan Hasil Evaluasi Model Terbaik LSTM dan BI-LSTM untuk 3 Kelas	159
Gambar 4.101	Kurva P-R pada Data <i>Unseen</i> Model 25 LSTM.....	161
Gambar 4.102	Kurva P-R pada Data <i>Unseen</i> Model 6 BI-LSTM	162

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3.1 Profil Umum Data.....	27
Tabel 3.2 Daftar Kelas Data yang Digunakan	28
Tabel 3.3 Label Kelas yang Digunakan	29
Tabel 3.4 Nilai SNR Setiap Fungsi <i>Wavelet</i>	35
Tabel 3.5 Nilai Normalisasi	41
Tabel 3.6 Pembagian Data Latih dan Data Uji 2 Kelas dan 3 Kelas	44
Tabel 3.7 Parameter Umum Model LSTM dan BI-LSTM	46
Tabel 3.8 Model LSTM	47
Tabel 3.9 Deskripsi Fitur dari Arsitektur LSTM	48
Tabel 3.10 Model BI-LSTM.....	48
Tabel 3.11 Deskripsi Fitur dari Arsitektur BI-LSTM.....	49
Tabel 3.12 <i>Confusion Matrix</i>	50
Tabel 4.1 <i>Confusion Matrix</i> Model 1 LSTM 10 Detik dengan <i>K-fold</i>	53
Tabel 4.2 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 1 LSTM 10 Detik dengan <i>K-fold</i>	54
Tabel 4.3 Evaluasi Performa Model 1 LSTM 10 Detik dengan <i>K-fold</i>	54
Tabel 4.4 <i>Confusion Matrix</i> Model 2 LSTM 2 Detik dengan <i>K-fold</i>	56
Tabel 4.5 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 2 LSTM 2 Detik dengan <i>K-fold</i>	57
Tabel 4.6 Evaluasi Performa Model 2 LSTM 2 Detik dengan <i>K-fold</i>	57
Tabel 4.7 <i>Confusion Matrix</i> Model 3 LSTM 10 Detik dengan <i>K-fold</i>	59
Tabel 4.8 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 3 LSTM 10 Detik dengan <i>K-fold</i>	60
Tabel 4.9 Evaluasi Performa Model 3 LSTM 10 Detik dengan <i>K-fold</i>	60
Tabel 4.10 <i>Confusion Matrix</i> Model 4 LSTM 10 Detik dengan <i>K-fold</i>	62
Tabel 4.11 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 4 LSTM 10 Detik dengan <i>K-fold</i>	63
Tabel 4.12 Evaluasi Performa Model 4 LSTM 10 Detik dengan <i>K-fold</i>	63
Tabel 4.13 <i>Confusion Matrix</i> Model 5 LSTM 5 Detik dengan <i>K-fold</i>	65
Tabel 4.14 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 5 LSTM 5 Detik dengan <i>K-fold</i>	66
Tabel 4.15 Evaluasi Performa Model 5 LSTM 5 Detik dengan <i>K-fold</i>	66
Tabel 4.16 <i>Confusion Matrix</i> Model 6 LSTM 2 Detik dengan <i>K-fold</i>	68

Tabel 4.17 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 6 LSTM 2 Detik dengan <i>K-fold</i>	69
Tabel 4.18 Evaluasi Performa Model 6 LSTM 2 Detik dengan <i>K-fold</i>	69
Tabel 4.19 <i>Confusion Matrix</i> Model 7 LSTM 10 Detik dengan <i>K-fold</i>	71
Tabel 4.20 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 7 LSTM 10 Detik dengan <i>K-fold</i>	72
Tabel 4.21 Evaluasi Performa Model 7 LSTM 10 Detik dengan <i>K-fold</i>	72
Tabel 4.22 <i>Confusion Matrix</i> Model 8 LSTM 5 Detik dengan <i>K-fold</i>	74
Tabel 4.23 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 8 LSTM 5 Detik dengan <i>K-fold</i>	75
Tabel 4.24 Evaluasi Performa Model 8 LSTM 5 Detik dengan <i>K-fold</i>	75
Tabel 4.25 <i>Confusion Matrix</i> Model 9 LSTM 2 Detik dengan <i>K-fold</i>	77
Tabel 4.26 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 9 LSTM 2 Detik dengan <i>K-fold</i>	78
Tabel 4.27 Evaluasi Performa Model 9 LSTM 2 Detik dengan <i>K-fold</i>	78
Tabel 4.28 <i>Confusion Matrix</i> Model 10 LSTM 10 Detik dengan <i>K-fold</i>	80
Tabel 4.29 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 10 LSTM 10 Detik dengan <i>K-fold</i>	81
Tabel 4.30 Evaluasi Performa Model 10 LSTM 10 Detik dengan <i>K-fold</i>	81
Tabel 4.31 <i>Confusion Matrix</i> Model 11 LSTM 5 Detik dengan <i>K-fold</i>	83
Tabel 4.32 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 11 LSTM 5 Detik dengan <i>K-fold</i>	84
Tabel 4.33 Evaluasi Performa Model 11 LSTM 5 Detik dengan <i>K-fold</i>	84
Tabel 4.34 <i>Confusion Matrix</i> Model 12 LSTM 2 Detik dengan <i>K-fold</i>	86
Tabel 4.35 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 12 LSTM 2 Detik dengan <i>K-fold</i>	87
Tabel 4.36 Evaluasi Performa Model 12 LSTM 2 Detik dengan <i>K-fold</i>	87
Tabel 4.37 <i>Confusion Matrix</i> Model 13 LSTM 2 Detik dengan <i>K-fold</i>	89
Tabel 4.38 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 13 LSTM 2 Detik dengan <i>K-fold</i>	90
Tabel 4.39 Evaluasi Performa Model 13 LSTM 2 Detik dengan <i>K-fold</i>	90
Tabel 4.40 Perbandingan Semua Hasil Evaluasi Model LSTM untuk 2 Kelas	90
Tabel 4.41 <i>Confusion Matrix</i> Model 14 LSTM dengan <i>K-fold</i>	94
Tabel 4.42 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 14 LSTM dengan <i>K-fold</i>	94
Tabel 4.43 Evaluasi Performa Model 14 LSTM dengan <i>K-fold</i>	95
Tabel 4.44 <i>Confusion Matrix</i> Model 15 LSTM dengan <i>K-fold</i>	97

Tabel 4.45 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 15 LSTM dengan <i>K-fold</i>	97
Tabel 4.46 Evaluasi Performa Model 15 LSTM dengan <i>K-fold</i>	98
Tabel 4.47 <i>Confusion Matrix</i> Model 16 LSTM dengan <i>K-fold</i>	100
Tabel 4.48 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 16 LSTM dengan <i>K-fold</i>	100
Tabel 4.49 Evaluasi Performa Model 16 LSTM dengan <i>K-fold</i>	101
Tabel 4.50 <i>Confusion Matrix</i> Model 17 LSTM dengan <i>K-fold</i>	103
Tabel 4.51 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 17 LSTM dengan <i>K-fold</i>	103
Tabel 4.52 Evaluasi Performa Model 17 LSTM dengan <i>K-fold</i>	104
Tabel 4.53 <i>Confusion Matrix</i> Model 18 LSTM dengan <i>K-fold</i>	106
Tabel 4.54 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 18 LSTM dengan <i>K-fold</i>	106
Tabel 4.55 Evaluasi Performa Model 18 LSTM dengan <i>K-fold</i>	108
Tabel 4.56 <i>Confusion Matrix</i> Model 19 LSTM dengan <i>K-fold</i>	109
Tabel 4.57 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 19 LSTM dengan <i>K-fold</i>	109
Tabel 4.58 Evaluasi Performa Model 19 LSTM dengan <i>K-fold</i>	110
Tabel 4.59 <i>Confusion Matrix</i> Model 20 LSTM dengan <i>K-fold</i>	112
Tabel 4.60 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 20 LSTM dengan <i>K-fold</i>	112
Tabel 4.61 Evaluasi Performa Model 20 LSTM dengan <i>K-fold</i>	113
Tabel 4.62 <i>Confusion Matrix</i> Model 21 LSTM dengan <i>K-fold</i>	115
Tabel 4.63 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 21 LSTM dengan <i>K-fold</i>	115
Tabel 4.64 Evaluasi Performa Model 21 LSTM dengan <i>K-fold</i>	116
Tabel 4.65 <i>Confusion Matrix</i> Model 22 LSTM dengan <i>K-fold</i>	118
Tabel 4.66 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 22 LSTM dengan <i>K-fold</i>	118
Tabel 4.67 Evaluasi Performa Model 22 LSTM dengan <i>K-fold</i>	119
Tabel 4.68 <i>Confusion Matrix</i> Model 23 LSTM dengan <i>K-fold</i>	121
Tabel 4.69 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 23 LSTM dengan <i>K-fold</i>	121
Tabel 4.70 Evaluasi Performa Model 23 LSTM dengan <i>K-fold</i>	122
Tabel 4.71 <i>Confusion Matrix</i> Model 24 LSTM dengan <i>K-fold</i>	124
Tabel 4.72 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 24 LSTM dengan <i>K-fold</i>	125

Tabel 4.73 Evaluasi Performa Model 24 LSTM dengan <i>K-fold</i>	125
Tabel 4.74 <i>Confusion Matrix</i> Model 25 LSTM dengan <i>K-fold</i>	127
Tabel 4.75 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 25 LSTM dengan <i>K-fold</i>	128
Tabel 4.76 Evaluasi Performa Model 25 LSTM dengan <i>K-fold</i>	128
Tabel 4.77 <i>Confusion Matrix</i> Model 26 LSTM dengan <i>K-fold</i>	131
Tabel 4.78 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 26 LSTM dengan <i>K-fold</i>	131
Tabel 4.79 Evaluasi Performa Model 26 LSTM dengan <i>K-fold</i>	132
Tabel 4.80 Perbandingan Semua Hasil Evaluasi Model LSTM untuk 3 Kelas.	134
Tabel 4.81 <i>Confusion Matrix</i> Model 1 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	135
Tabel 4.82 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 1 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	136
Tabel 4.83 Evaluasi Performa Model 1 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	136
Tabel 4.84 <i>Confusion Matrix</i> Model 2 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	138
Tabel 4.85 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 2 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	139
Tabel 4.86 Evaluasi Performa Model 2 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	139
Tabel 4.87 <i>Confusion Matrix</i> Model 3 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	141
Tabel 4.88 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 3 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	142
Tabel 4.89 Evaluasi Performa Model 3 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	142
Tabel 4.90 <i>Confusion Matrix</i> Model 4 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	144
Tabel 4.91 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 4 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	145
Tabel 4.92 Evaluasi Performa Model 4 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	145
Tabel 4.93 <i>Confusion Matrix</i> Model 5 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	147
Tabel 4.94 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 5 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	148
Tabel 4.95 Evaluasi Performa Model 5 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	148
Tabel 4.96 <i>Confusion Matrix</i> Model 6 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	150
Tabel 4.97 Evaluasi Pengukuran CM Per Kelas Model 6 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	151
Tabel 4.98 Evaluasi Performa Model 6 BI-LSTM dengan <i>K-fold</i>	151
Tabel 4.99 Perbandingan Semua Hasil Evaluasi Model BI-LSTM untuk 3 Kelas	153
Tabel 4.100 Perbandingan Seluruh Hasil Evaluasi Model LSTM dan BI-LSTM untuk 3 Kelas.....	154

Tabel 4.101 Perbandingan Hasil Evaluasi Model Terbaik LSTM dan BI-LSTM untuk 3 Kelas.....	155
Tabel 4.102 Perbandingan Semua Hasil Evaluasi Terhadap 2 Kelas dengan LSTM.....	156
Tabel 4.103 Perbandingan Seluruh Hasil Evaluasi Model LSTM dan BI-LSTM untuk 3 Kelas.....	157
Tabel 4.104 Perbandingan Hasil Evaluasi Model Terbaik LSTM dan BI-LSTM untuk 3 Kelas.....	159
Tabel 4.105 Hasil Evaluasi Performa Model Terbaik LSTM dan BI-LSTM dengan Data <i>Unseen Normal China Challenge</i> 2018.....	160
Tabel 4.106 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Unseen China Challenge</i> 2018 Model 25 LSTM.....	160
Tabel 4.107 <i>Confusion Matrix</i> Data <i>Unseen Normal China Challenge</i> 2018 Model 6 BI-LSTM.....	161

DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN 1. Berkas Revisi Tugas Akhir

LAMPIRAN 2. Cek Plagiat

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Atrial Fibrilasi merupakan gangguan pada fungsi sistem kelistrikan jantung yang ditandai dengan denyut jantung tidak teratur. Secara global, lebih dari 35 juta orang mengalami AF dengan rentang hasil diagnosis antara pusing ringan hingga mengakibatkan kematian [1]. Prevalensi AF ini terus meningkat secara signifikan seiring bertambahnya usia. Deteksi AF secara konvensional sering didiagnosis melalui visualisasi data dengan menggunakan elektrokardiograf oleh ahli jantung [2, 3].

Elektrokardiografi merupakan teknik yang umum digunakan untuk mendeteksi kelainan pada jantung, khususnya yang berkaitan dengan aktivitas kelistrikan pada jantung manusia [4]. Elektrokardiografi ini berperan sangat penting dalam bidang medis, hal ini karena fungsinya yaitu mengevaluasi aktivitas kelistrikan dan kondisi pada jantung manusia [5]. Hasil evaluasi tersebut berupa rekaman yang berbentuk grafik atau gelombang sinyal mewakili detak jantung manusia per satuan waktu atau biasa dikenal dengan gelombang elektrokardiogram (EKG) [6]. Secara objektif, elektrokardiogram sangat penting digunakan untuk menunjukkan ada atau tidak adanya AF. Sinyal EKG tersebut dikumpulkan guna mendiagnosis AF dalam waktu yang lama yaitu kurang dari 48 jam dengan menggunakan perangkat monitor jantung [7].

Secara umum, sinyal EKG normal memiliki sebuah gelombang P, QRS kompleks dan T dalam satu detak jantung [5]. Sinyal AF sangat berbeda dengan ritme jantung normal pada sinyal EKG. Sepanjang sinyal AF, interval RR sama sekali tidak teratur dan gelombang-P diganti dengan gelombang F tak beraturan terus-menerus, hal ini merupakan fitur penting dari sinyal AF [8]. Pada AF, karena irama jantung tidak teratur maka jantung dapat memompa lebih dari 150 kali per menit. Sedangkan pada jantung normal, umumnya akan memompa sebanyak 60 hingga 100 kali per menit [3]. Sehingga, AF dapat terjadi akibat jantung yang berdetak terlalu cepat ataupun terlalu lambat, serta aktivitas atrial yang tidak teratur dan tidak sinkron. Tidak adanya gelombang P pada sinyal EKG,

mempersulit proses analisis secara konvensional agar sinyal EKG terdeteksi AF. Berdasarkan penelitian yang pernah dilakukan pada beberapa tahun terakhir, *deep learning* telah berhasil melakukan klasifikasi *Atrial Fibrillation* dengan tingkat akurasi yang tinggi. Penggunaan *deep learning* sudah banyak meraih hasil sebanding pada beberapa kasus bahkan cenderung lebih unggul dari keahlian manusia [9].

Dalam penelitian sebelumnya, menggunakan sistem *deep learning* untuk mendeteksi *beat* pada AF dalam sinyal *Heart Rate* (HR). Adapun data dipartisi dengan menggunakan *sliding window* dari 100 *beat*. Selanjutnya sinyal yang dihasilkan langsung dimasukkan ke dalam model *Long Short-Term Memory* (LSTM) dengan metode *Recurrent Neural Networks* (RNN). Sistem divalidasi dan diuji dengan menggunakan data dari *MIT-BIH Atrial Fibrillation* menghasilkan akurasi sebesar 98,51% dengan 10 *fold cross-validation* (20 subjek) dan 99,77% dengan *blindfold validation* (3 subjek) [10]. Beberapa metode pendekatan dalam *deep learning* dapat meningkatkan nilai *performance*, seperti *Deep Neural Network* (DNN), *Convolution Neural Network* (CNN), dan khususnya *Recurrent Neural Networks* (RNN) dimana metode yang satu ini sangat tepat digunakan untuk mengolah data sekuensial seperti sinyal EKG [11].

Dengan demikian, mengklasifikasi sinyal EKG dari penyakit jantung AF berdasarkan ritme dapat dilakukan dengan menggunakan metode RNN untuk mendapatkan nilai *performance* yang baik serta pembagian data dengan *K-fold Cross Validation* guna mengevaluasi model secara efektif pada data sekuensial.

1.2 Tujuan

Tujuan dari penulisan proposal tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Membangun model LSTM dan BI-LSTM untuk melakukan klasifikasi sinyal normal, AF, dan non AF.
2. Menganalisis hasil *performance* dari metode RNN menggunakan model LSTM dan BI-LSTM dalam mengklasifikasi kondisi sinyal EKG normal, AF, dan non AF berdasarkan ritme.
3. Menganalisis hasil *performance* dari model terbaik LSTM dengan menggunakan BI-LSTM.

1.3 Perumusan Masalah

Berdasarkan penelitian sebelumnya, dengan menggunakan metode yang sama yaitu RNN dengan model LSTM dalam mengklasifikasi sinyal AF berdasarkan *beat* diperoleh hasil akurasi yang baik. Maka dari itu, berdasarkan penjelasan latar belakang yang telah dikemukakan, rumusan masalah yang diperoleh dari penelitian ini adalah :

1. Bagaimana membangun model arsitektur LSTM dan BI-LSTM untuk mengklasifikasi sinyal EKG secara akurat?
2. Bagaimana hasil *performance* data menggunakan model LSTM dan BI-LSTM dalam mengklasifikasi sinyal normal, AF dan non AF berdasarkan ritme?
3. Bagaimana hasil evaluasi kinerja model LSTM jika dibandingkan dengan BI-LSTM?

1.4 Batasan Masalah

Berikut batasan masalah yang diperoleh dari penelitian ini, yaitu:

1. Penelitian ini menggunakan data dari *MIT-BIH Atrial Fibrillation*, *MIT-BIH Normal Sinus Rhythm* basis *QT Database*, *Fantasia Database*, dan *China Physiological Signal Challenge* 2018.
2. Penelitian ini hanya mengklasifikasikan sinyal EKG normal, AF, dan non AF.
3. Penelitian ini hanya sebatas simulasi program dengan bahasa pemrograman *Python* untuk membuat model LSTM dan BI-LSTM dalam klasifikasi sinyal EKG.

1.5 Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian yang digunakan pada penulisan tugas akhir ini terbagi menjadi beberapa tahap, diantaranya :

1.5.1 Tahap Pertama (Persiapan Data)

Pada tahap ini dilakukan analisis dan pemahaman data yang akan digunakan agar sesuai dengan topik penelitian tugas akhir.

1.5.2 Tahap Kedua (Pra Pengolahan Data)

Pada tahap ini dilakukan proses pra pengolahan data sebelum masuk ke model *Machine Learning*. Adapun pra pengolahan data ini dilakukan dengan menghilangkan *noise* pada sinyal menggunakan metode transformasi *wavelet* diskrit, normalisasi, dan segmentasi sinyal.

1.5.3 Tahap Ketiga (Klasifikasi)

Pada tahap ini melakukan klasifikasi berdasarkan tiga kelas, sinyal Normal, AF dan Non AF pada elektrokardiogram dengan menggunakan metode RNN arsitektur LSTM dan BI-LSTM.

1.5.4 Tahap Keempat (Analisa dan Kesimpulan)

Hasil dari berbagai pengujian parameter yang dilakukan dengan model LSTM dan BI-LSTM dilakukan analisa terhadap performa setiap data untuk setiap parameter model dan ditarik kesimpulan.

1.6 Sistematika Penelitian

Untuk mempermudah proses penyusunan proposal tugas akhir secara lebih jelas maka dibuatlah sistematika penulisan sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Pada bab ini membahas mengenai latar belakang, tujuan penelitian, perumusan dan batasan masalah, metode penelitian, dan sistematika penulisan dari penelitian yang dilakukan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini berisi tentang penjelasan dasar teori, konsep dan prinsip dasar yang diperlukan untuk memecahkan masalah dalam penelitian yang dilakukan. Dasar teori akan membahas literatur terkait sinyal EKG, gelombang EKG, transformasi *wavelet* diskrit, *Long Short-Term Memory* dan validasi *performance*.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini berisi metodologi yang dipakai dalam penelitian dan membahas secara detail mengenai teknik, metode, maupun alur proses yang dilakukan selama penelitian. Bab ini membahas mengenai perancangan sistem dan proses dalam menjalankan penelitian, mulai dari persiapan data, pengurangan derau pada sinyal EKG, normalisasi, segmentasi, dan klasifikasi.

BAB IV HASIL DAN ANALISIS

Pada bab ini berisi hasil pengujian dan analisis yang diperoleh dari penelitian serta pembahasan terhadap hasil yang telah dicapai, mulai dari kelebihan dan kekurangan dari penelitian yang telah dilakukan.

BAB V KESIMPULAN

Pada bab ini berisi kesimpulan yang bersumber dari hasil penelitian yang dilakukan yaitu mengenai penelitian penyakit jantung *Atrial Fibrillation*. Selain itu, bab ini juga berisikan saran yang bermanfaat agar sistem dapat dikembangkan pada penelitian berikutnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] V. G. Sujadevi, K. P. Soman, and R. Vinayakumar, "Real-time detection of atrial fibrillation from short time single lead ECG traces using recurrent neural networks," in *The International Symposium on Intelligent Systems Technologies and Applications*, 2017, pp. 212–221.
- [2] J. Wang, "A deep learning approach for atrial fibrillation signals classification based on convolutional and modified Elman neural network," *Futur. Gener. Comput. Syst.*, vol. 102, no. September, pp. 670–679, 2020.
- [3] Y. Hagiwara *et al.*, "Computer-aided diagnosis of atrial fibrillation based on ECG signals: a review," *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 467, no. July, pp. 99–114, 2018.
- [4] S. Singh, S. K. Pandey, U. Pawar, and R. R. Janghel, "Classification of ECG arrhythmia using recurrent neural networks," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 132, pp. 1290–1297, 2018.
- [5] 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, doi: 10.1016/j.future.2019.06.008.
- [6] S. K. Sinha *et al.*, "Screen-printed PEDOT: PSS electrodes on commercial finished textiles for electrocardiography," *ACS Appl. Mater. Interfaces*, vol. 9, no. 43, pp. 37524–37528, 2017.
- [7] U. Erdenebayar, H. Kim, J. U. Park, D. Kang, and K. J. Lee, "Automatic prediction of atrial fibrillation based on convolutional neural network using a short-term normal electrocardiogram signal," *J. Korean Med. Sci.*, vol. 34, no. 7, pp. 1–10, 2019, doi: 10.3346/jkms.2019.34.e64.
- [8] X. Xu, S. Wei, C. Ma, K. Luo, L. Zhang, and C. Liu, "Atrial Fibrillation Beat Identification Using the Combination of Modified Frequency Slice Wavelet Transform and Convolutional Neural Networks," *J. Healthc. Eng.*, vol. 2018, no. July, p. 8, 2018, doi: 10.1155/2018/2102918.
- [9] A. N. S. MUKTI and S. Nurmaini, "KLASIFIKASI SINYAL EKG MENGGUNAKAN DENOISING AUTOENCODER DAN DEEP

NEURAL NETWORK,” Sriwijaya University, 2019.

- [10] 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.
- [11] E. Messner, M. Zöhrer, and F. Pernkopf, “Heart sound segmentation—an event detection approach using deep recurrent neural networks,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 65, no. 9, pp. 1964–1974, 2018.
- [12] Y. Yuniadi, “Mengatasi Aritmia, Mencegah Kematian Mendadak,” *eJournal Kedokt. Indones.*, vol. 5, no. 3, pp. 46–139, 2017.
- [13] R. A. Cahya, C. Dewi, and B. Rahayudi, “Klasifikasi Aritmia Dari Hasil Elektrokardiogram Menggunakan Support Vector Machine Dengan Seleksi Fitur Menggunakan Algoritma Genetika,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. e-ISSN*, vol. 2548, p. 964X, 2017.
- [14] I. Puspasari, “Analisis Frekuensi-Waktu pada Sinyal Jantung Koroner Menggunakan Distribusi Wigner-Ville,” *Juisi*, vol. 01, no. 01, pp. 93–101, 2015.
- [15] P. Information, “Patient information. What is an ICD?,” *JAAPA*, vol. 23, no. 5, p. 62, 2010.
- [16] A. Herna *et al.*, “Arrhythmias in congenital heart disease: a position paper of the European Heart Rhythm Association (EHRA), Association for European Paediatric and Congenital Cardiology (AEPC), and the European Society of Cardiology (ESC) Working Group on Grown-up,” 2018.
- [17] A. J. Camm *et al.*, “Atrial Fibrillation and Cardiovascular Diseases – a European Heart Network paper,” *Eur. Heart J.*, vol. 31, no. 19, pp. 2369–2429, 2010.
- [18] S. Ghiasi, M. Abdollahpur, N. Madani, K. Kiani, and A. Ghaffari, “Atrial fibrillation detection using feature based algorithm and deep convolutional neural network,” in *2017 Computing in Cardiology (CinC)*, 2017, pp. 1–4.
- [19] Z. Yao, Z. Zhu, and Y. Chen, “Atrial fibrillation detection by multi-scale convolutional neural networks,” in *2017 20th International Conference on Information Fusion (Fusion)*, 2017, pp. 1–6.

- [20] P. D. S. K. Indonesia, “Pedoman Tata Laksana Fibrilasi Atrium,” *Jakarta Cent. Commun.*, p. 11, 2014.
- [21] Jaenal Arifin., “Identifikasi dan Klasifikasi Pola Sinyal EKG Berdasarkan Sifat Keacakan (Entropy),” *5th Natl. Conf. Inf. Technol. Electr. Eng. 2013, Yogyakarta*, , vol. 5, no. 5, p. 5, 2013.
- [22] S. M. Isa, W. Jatmiko, and M. Arymurthy, “Chapter 5 Kompresi Sinyal Fisiologis (Studi Kasus : Sinyal Elektrokardiogram),” pp. 87–118, 2016.
- [23] K. Antczak, “Deep recurrent neural networks for ECG signal denoising,” *arXiv Prepr. arXiv1807.11551*, 2018.
- [24] 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.
- [25] Y. V. Saragih, A. W. Widodo, and M. A. Rahman, “Pemilihan Fitur Berbasis Wavelet untuk Klasifikasi Denyut Jantung dari Rekaman Elektrokardiogram,” vol. 3, no. 4, pp. 3140–3147, 2019.
- [26] 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.
- [27] R. N. Costandy, S. M. Gasser, M. S. El-Mahallawy, M. W. Fakhr, and S. Y. Marzouk, “P-Wave Detection Using a Fully Convolutional Neural Network in Electrocardiogram Images,” *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 3, p. 976, 2020.
- [28] P. Warrick and M. Nabhan Homsy, “Cardiac Arrhythmia Detection from ECG Combining Convolutional and Long Short-Term Memory Networks,” vol. 44, pp. 1–4, 2017, doi: 10.22489/CinC.2017.161-460.
- [29] W. Jatmiko *et al.*, *Teknik Biomedis: Teori dan Aplikasi*. 2012.
- [30] T. B. Garcia, *12-lead ECG: The art of interpretation*. Jones & Bartlett Publishers, 2013.
- [31] A. A. R. Bsoul, S. Ji, K. Ward, and K. Najarian, “Detection of P, QRS, and T Components of ECG using wavelet transformation,” in *2009 ICME International Conference on Complex Medical Engineering*, 2009, pp. 1–6, doi: 10.1109/ICCME.2009.4906677.
- [32] A. Sunardi and R. Mahardika, “Studi Perbandingan Metode Wavelet Dalam

- Speech Recognition Pada Sistem Akses Personel,” *Elkha*, vol. 11, no. 1, p. 1, 2019, doi: 10.26418/elkha.v11i1.29343.
- [33] C. E. Bire and B. Cahyono, “Denoising pada citra menggunakan transformasi wavelet,” *Semantik*, vol. 2, no. 1, 2012.
 - [34] A. T. C. Ekinasti, “TA: Analisis dan Ekstraksi Ciri Sinyal Suara Jantung Menggunakan Transformasi Wavelet Diskrit,” Institut Bisnis dan Informatika Stikom Surabaya, 2016.
 - [35] 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.
 - [36] 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.
 - [37] A. Ahmad, “Mengenal artificial intelligence, machine learning, neural network, dan deep learning,” *Yayasan Cahaya Islam. J. Teknol. Indones.*, 2017.
 - [38] 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.
 - [39] J. A. Bullinaria, “Recurrent Neural Networks,” 2015.
 - [40] C. Zhang, G. Wang, J. Zhao, P. Gao, J. Lin, and H. Yang, “Patient-specific ECG classification based on recurrent neural networks and clustering technique,” in *2017 13th IASTED International Conference on Biomedical Engineering (BioMed)*, 2017, pp. 63–67.
 - [41] F. M. Bianchi, E. Maiorino, M. Kampffmeyer, A. Rizzi, and R. Jenssen, “Recurrent Neural Network Architectures,” in *SpringerBriefs in Computer Science*, 2017, pp. 23–29.
 - [42] K. Kim, “Arrhythmia classification in multi-channel ECG signals using deep neural networks,” 2018.
 - [43] R. KHOIRANI and S. Nurmainsi, “KLASIFIKASI PENYAKIT JANTUNG ATRIAL FIBRILLATION (AF) DENGAN MENGGUNAKAN METODE

RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN) PADA KASUS MULTICLASS,” Sriwijaya University, 2019.

- [44] R. Staudemeyer and E. Morris, “Understanding LSTM -- a tutorial into Long Short-Term Memory Recurrent Neural Networks.” 2019.
- [45] 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.
- [46] 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.
- [47] 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.
- [48] Julpan, E. B. Nababan, and M. Zarlis, “Analisis Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner Dan Sigmoid Bipolar Dalam Algoritma Backpropagation Pada Prediksi Kemampuan Siswa,” *J. Teknovasi*, vol. 02, no. 1, pp. 103–116, 2015.
- [49] Y. Lesnussa, L. Sinay, and M. Idah, “Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Penyebaran Penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD) di Kota Ambon,” *J. Mat. Integr.*, vol. 13, p. 63, 2017, doi: 10.24198/jmi.v13.n2.11811.63-72.
- [50] P. Schwab, G. C. Scebba, J. Zhang, M. Delai, and W. Karlen, “Beat by Beat : Classifying Cardiac Arrhythmias with Recurrent Neural Networks,” vol. 44, pp. 1–4, 2017, doi: 10.22489/CinC.2017.363-223.