

**PENINGKATAN KINERJA DELINEASI SINYAL
ELEKTRODIAGRAM *SINGLE-LEAD* UNTUK
MENDETEKSI *ABNORMAL RHYTHM* BERBASIS *DEEP
LEARNING***

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat

Memperoleh Gelar Sarjana Komputer



OLEH :

MUHAMMAD HAFIZH PERMANA PUTRA

09011281924027

JURUSAN SISTEM KOMPUTER

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

UNIVERSITAS SRIWIJAYA

2022

HALAMAN PENGESAHAN

**PENINGKATAN KINERJA DELINEASI SINYAL ELEKTRODIAGRAM
SINGLE-LEAD UNTUK MENDETEKSI *ABNORMAL RHYTHM*
BERBASIS *DEEP LEARNING***

TUGAS AKHIR

Program Studi Sistem Komputer
Jenjang S1

Oleh :

Muhammad Hafizh Permana Putra
09011281924027

Palembang, 20 Desember 2022

Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer



M
27/12/22
Dr. Ir. H. Sukemi, M.T.
NIP. 196612032006041001

Pembimbing Tugas Akhir

[Signature]
Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.
NIP. 196908021994012001

HALAMAN PERSETUJUAN

Telah diuji dan lulus pada :

Hari : Jumat

Tanggal : 23 Desember 2022

Tim Penguji :

1. Ketua : Dr. Ir. Sukemi, M.T.
2. Sekretaris : Abdurahman, S.Kom, M.Han.
3. Penguji : Dr. Firdaus, M.Kom.
4. Pembimbing : Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.



Handwritten signatures of the examiners, including the Chairman, Secretary, Examiners, and Supervisor, each on a separate line.

Mengetahui, 24/1/23



Ketua Jurusan Sistem Komputer

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

NIP. 196612032006041001

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Muhammad Hafizh Permana Putra

NIM : 09011281924027

Judul : Peningkatan Kinerja Delineasi Sinyal Elektrodiagram *Single-Lead* untuk mendeteksi *Abnormal Rhythm* berbasis *Deep Learning*

Hasil Pengecekan Software Turnitin : 14%

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, 20 Desember 2022



Muhammad Hafizh Permana Putra

NIM. 09011281924027

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr.Wb.

Puji syukur Alhamdulillah penulis panjatkan atas kehadiran Allah SWT yang telah memberikan karunia dan rahmat-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan Proposal Tugas Akhir ini yang berjudul **“Peningkatan Kinerja Delineasi Sinyal Elektrogram *Single-Lead* untuk mendeteksi *Abnormal Rhythm* berbasis *Deep Learning*”**.

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

1. Allah SWT, yang telah memberikan rahmat dan karunia-Nya sehingga saya dapat menyelesaikan penulisan Proposal Tugas Akhir ini dengan baik dan lancar.
2. Orang tua saya tercinta yang telah membesarkan saya dengan penuh kasih sayang dan selalu mengajarkan saya dalam berbuat hal yang baik. Terimakasih untuk segala do'a, motivasi dan dukungannya baik moril, materil maupun spritual selama ini.
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. Bapak Iman Saladin B. Azhar S.KOM., M.MSI. selaku Dosen Pembimbing Akademik.
6. Ibu Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T., selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang telah berkenan meluangkan waktunya guna membimbing, memberikan saran dan motivasi serta bimbingan terbaik untuk penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.

7. Mbak Annisa, Mba Ade, dan Kak Naufal selaku Asisten Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang telah membimbing dan memotivasi selama penyelesaian Tugas Akhir ini.
8. Mbak Renny selaku admin Jurusan Sistem Komputer yang telah membantu mengurus seluruh berkas.
9. Mbak Anggun dan kakak tingkat yang telah membantu baik dalam program, pembelajaran, maupun saran-saran selama ini.
10. Keluarga KLF dan anggota ISysRg batch 4 yang telah membantu memberikan semangat.

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

Wassalamu'alaikum Wr. Wb.

Indralaya, 30 November 2022

Penulis,



Muhammad Hafizh Permana Putra

NIM. 09011281924027

***Improved Performance of Single-Lead Electrodiagram Signal
Delineation to Detect Abnormal Rhythm based on Deep Learning***

MUHAMMAD HAFIZH PERMANA PUTRA (09011281924027)

Computer Engineering Department, Computer Science Faculty, Sriwijaya University

Email : mhafizhpermana@gmail.com

ABSTRACT

Electrodiagram (ECG) is a graph that depicts a recording of the electrical activity of the heart through electrodes placed on the body. EKG is one of the medical devices that has a function in assisting the diagnosis, especially in diseases related to the heart. Cardiac conditions can be detected by pattern analysis of the morphology of the ECG signal, both normal and abnormal conditions. In the medical world, the state of the heart can be identified by analyzing the changing patterns of heartbeats or rhythms consisting of P waves, Complex QRS and T. The method used in this study uses guidance between the Convolutional Neural Network (CNN) as a feature extractor and the Recurrent Neural Network. (RNN) Long Short Term Memory (LSTM) architecture as a wave classifier. There are two types of LSTM used in this study as a comparison, namely unidirectional and bidirectional (BiLSTM) with parameter values optimized using the grid search algorithm including epoch, batch size, and learning rate resulting in a total of 36 models. The CNN and Bi-LSTM models produce the highest evaluation in the 5-wave class scenario with a Recall value of 99.92%, Precision 99.93%, Specificity 99.98%, Accuracy 99.97%, F1 score 99.92%. Apart from that, this research also classifies abnormal waves namely, atrial fibrillation and atrial flutter from the Lobachevsky University Database (LUDB) data using the best BiLSTM model that has been built and the existing rule definitions.

Keywords : *Electrocardiogram, Convolutional Neural Network, Long Short-Term Memory, Lobachevsky University Database*

Peningkatan Kinerja Delineasi Sinyal Elektrodigram *Single-Lead* untuk mendeteksi *Abnormal rhythm* berbasis *Deep Learning*

MUHAMMAD HAFIZH PERMANA PUTRA (09011281924027)

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email : mhafizhpermana@gmail.com

ABSTRAK

Elektrodiagram (EKG) adalah suatu grafik yang menggambarkan rekaman aktivitas elektrik jantung tersadap melalui elektroda-elektroda yang dipasang pada tubuh. EKG merupakan salah satu dari alat kesehatan yang memiliki fungsi dalam membantu diagnosis terkhusus pada penyakit yang berhubungan dengan jantung. Keadaan jantung dapat dideteksi dengan analisa pola dari morfologi sinyal EKG, baik keadaan normal maupun abnormal. Pada dunia medis, keadaan jantung dapat diketahui dengan menganalisa pola perubahan dari detak atau ritme jantung yang terdiri dari gelombang P, QRS Kompleks dan T. Metode yang digunakan pada penelitian ini menggunakan perbandingan antara *Convolutuional Neural Network* (CNN) sebagai ekstraktor fitur dan *Recurrent Neural Network* (RNN) arsitektur *Long Short Term Memory* (LSTM) sebagai pengklasifikasi gelombang. Terdapat dua jenis LSTM yang digunakan dalam penelitian ini sebagai perbandingan yaitu *unidirectional* dan *bidirectional* (BiLSTM) dengan nilai parameter yang dioptimasi menggunakan algoritma *grid search* meliputi epoch, batch size, dan learning rate menghasilkan total 36 model. Model CNN dan Bi-LSTM menghasilkan evaluasi tertinggi pada skenario 5 kelas gelombang dengan nilai Recall 99.92% Presisi 99.93%, spesifity 99.98%, Akurasi 99.97%, F1 score 99.92%. Selain dari itu, pada penelitian ini juga melakukan pengklasifikasi gelombang abnormal yakni, atrial fibrillation dan atrial flutter dari data *Lobachevsky University Database* (LUDB) dengan menggunakan model terbaik BiLSTM yang telah dibangun dan pendefinisian *rule* yang telah ada.

Kata Kunci : Elektrokardiogram, *Convolutional Neural Network*, *Long Short-Term Memory*, *Lobachevsky University Database*, *Grid Searh*.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	I
HALAMAN PENGESAHAN	II
HALAMAN PERSETUJUAN.....	III
HALAMAN PERNYATAAN	IV
KATA PENGANTAR	III
ABSTRACT	VII
ABSTRAK	VIII
DAFTAR ISI	IX
DAFTAR GAMBAR	XII
DAFTAR TABEL	XV
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan	3
1.5 Sistematika Penulisan	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 Penelitian Terdahulu	5
2.2 Elektrodiagram	6
2.3 <i>Recurrent Neural Network</i>	7
2.4 <i>Abnormal Rhythm (Atrial Fibrillation dan Atrial Flutter)</i>	8
2.5 <i>Bidirectional Long-Short Term Memory</i>	9
2.6 <i>Confusion Matrix</i>	10
2.6.1. Akurasi	11
2.6.2. <i>Recall</i>	11
2.6.3. Spesifisitas	11
2.6.4. Presisi	11
2.6.5. <i>F1 Score</i>	12
2.7 Algoritma <i>Grid Search</i>	12
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	13

3.1	Pendahuluan	13
3.2	Kerangka Kerja.....	13
3.3	Persiapan Data	14
3.4	Pra Pengolahan Data.....	15
3.4.1	Pengurangan Derau <i>atau Denoising</i>	16
3.4.2	Normalisasi.....	18
3.4.3	Segmentasi.....	19
3.5	Pembagian Data Uji dan Latih.....	20
3.6	Membangun Model Klasifikasi.....	20
3.7	Tuning Parameter Bi-LSTM Menggunakan <i>Grid Search</i>	21
3.8	Validasi Performa Model.....	23
BAB IV HASIL DAN ANALISIS		24
4.1	Pendahuluan	24
4.2	Hasil Klasifikasi Sinyal Bi-LSTM	24
4.3	Hasil Delineasi Sinyal Dengan BI-LSTM.....	26
4.3.1	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 1 BI-LSTM.....	26
4.3.2	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 2 BI-LSTM.....	28
4.3.3	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 3 BI-LSTM.....	30
4.3.4	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 4 BI-LSTM.....	33
4.3.5	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 5 BI-LSTM.....	35
4.3.6	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 6 BI-LSTM.....	37
4.3.7	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 7 BI-LSTM.....	40
4.3.8	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 8 BI-LSTM.....	42
4.3.9	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 9 BI-LSTM.....	44
4.3.10	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 10 BI-LSTM.....	47
4.3.11	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 11 BI-LSTM.....	49
4.3.12	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 12 BI-LSTM.....	52
4.3.13	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 13 BI-LSTM.....	54
4.3.14	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 14 BI-LSTM.....	56
4.3.15	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 15 BI-LSTM.....	59
4.3.16	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 16 BI-LSTM.....	61
4.3.17	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 17 BI-LSTM.....	64

4.3.18	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 18 BI-LSTM.....	66
4.3.19	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 19 BI-LSTM.....	69
4.3.20	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 20 BI-LSTM.....	71
4.3.21	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 21 BI-LSTM.....	74
4.3.22	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 22 BI-LSTM.....	76
4.3.23	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 23 BI-LSTM.....	79
4.3.24	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 24 BI-LSTM.....	81
4.3.25	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 25 BI-LSTM.....	84
4.3.26	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 26 BI-LSTM.....	86
4.3.27	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 27 BI-LSTM.....	88
4.3.28	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 28 BI-LSTM.....	91
4.3.29	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 29 BI-LSTM.....	93
4.3.30	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 30 BI-LSTM.....	95
4.3.31	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 31 BI-LSTM.....	98
4.3.32	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 32 BI-LSTM.....	100
4.3.33	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 33 BI-LSTM.....	102
4.3.34	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 34 BI-LSTM.....	105
4.3.35	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 35 BI-LSTM.....	107
4.3.36	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 36 BI-LSTM.....	110
4.4	Hasil Delineasi Sinyal Dengan LSTM.....	112
4.5	Identifikasi <i>Abnormal Rhythm</i> dari Delineasi Model BI-LSTM.....	115
4.6	Analisa.....	120
BAB V KESIMPULAN.....		122
DAFTAR PUSTAKA.....		123

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1	Morfologi Gelombang Elektrogram[2].....	7
Gambar 2. 2	Morfologi Kompleks QRS [2].....	7
Gambar 2. 3	Ilustrasi blok LSTM dan <i>memory cell units</i> [30].....	10
Gambar 3. 1	Rancangan Blok Diagram.....	14
Gambar 3. 2	Diagram Alir Pra Pengolahan Data.....	16
Gambar 3. 3	Perbandingan Sinyal Awal dengan Sinyal Hasil DWT.....	18
Gambar 3. 4	Perbandingan Sinyal Awal dengan sinyal Hasil Normalisasi.....	20
Gambar 3. 5	Sampel Hasil Segmentasi Sinyal EKG.....	21
Gambar 4. 1	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 1 BI-LSTM.....	26
Gambar 4. 2	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 1 BI-LSTM.....	28
Gambar 4. 3	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 2 BI-LSTM.....	28
Gambar 4. 4	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 2 BI-LSTM.....	30
Gambar 4. 5	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 3 BI-LSTM.....	31
Gambar 4. 6	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 3 BI-LSTM.....	32
Gambar 4. 7	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 4 BI-LSTM.....	32
Gambar 4. 8	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 4 BI-LSTM.....	35
Gambar 4. 9	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 5 BI-LSTM.....	35
Gambar 4. 10	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 5 BI-LSTM.....	37
Gambar 4. 11	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 6 BI-LSTM.....	38
Gambar 4. 12	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 6 BI-LSTM.....	39
Gambar 4. 13	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 7 BI-LSTM.....	40
Gambar 4. 14	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 7 BI-LSTM.....	42
Gambar 4. 15	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 8 BI-LSTM.....	42
Gambar 4. 16	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 8 BI-LSTM.....	44
Gambar 4. 17	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 9 BI-LSTM.....	45
Gambar 4. 18	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 9 BI-LSTM.....	46
Gambar 4. 19	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 10 BI-LSTM.....	47
Gambar 4. 20	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 10 BI-LSTM.....	49
Gambar 4. 21	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 11 BI-LSTM.....	49
Gambar 4. 22	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 11 BI-LSTM.....	51
Gambar 4. 23	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 12 BI-LSTM.....	52
Gambar 4. 24	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 12 BI-LSTM.....	54

Gambar 4. 25	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 13 BI-LSTM.....	54
Gambar 4. 26	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 13 BI-LSTM.....	56
Gambar 4. 27	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 14 BI-LSTM.....	57
Gambar 4. 28	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 14 BI-LSTM.....	59
Gambar 4. 29	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 15 BI-LSTM.....	59
Gambar 4. 30	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 15 BI-LSTM.....	61
Gambar 4. 31	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 16 BI-LSTM.....	62
Gambar 4. 32	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 16 BI-LSTM.....	64
Gambar 4. 33	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 17 BI-LSTM.....	64
Gambar 4. 34	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 17 BI-LSTM.....	66
Gambar 4. 35	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 18 BI-LSTM.....	67
Gambar 4. 36	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 18 BI-LSTM.....	69
Gambar 4. 37	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 19 BI-LSTM.....	69
Gambar 4. 38	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 19 BI-LSTM.....	71
Gambar 4. 39	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 20 BI-LSTM.....	72
Gambar 4. 40	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 20 BI-LSTM.....	74
Gambar 4. 41	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 21 BI-LSTM.....	74
Gambar 4. 42	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 21 BI-LSTM.....	76
Gambar 4. 43	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 22 BI-LSTM.....	77
Gambar 4. 44	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 22 BI-LSTM.....	79
Gambar 4. 45	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 23 BI-LSTM.....	79
Gambar 4. 46	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 23 BI-LSTM.....	81
Gambar 4. 47	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 24 BI-LSTM.....	82
Gambar 4. 48	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 24 BI-LSTM.....	83
Gambar 4. 49	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 25 BI-LSTM.....	84
Gambar 4. 50	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 25 BI-LSTM.....	86
Gambar 4. 51	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 26 BI-LSTM.....	86
Gambar 4. 52	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 26 BI-LSTM.....	88
Gambar 4. 53	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 27 BI-LSTM.....	89
Gambar 4. 54	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 27 BI-LSTM.....	90
Gambar 4. 55	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 28 BI-LSTM.....	91
Gambar 4. 56	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 28 BI-LSTM.....	93
Gambar 4. 57	Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 29 BI-LSTM.....	93
Gambar 4. 58	Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 29 BI-LSTM.....	95

Gambar 4. 59 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 30 BI-LSTM.....	96
Gambar 4. 60 Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 30 BI-LSTM.....	97
Gambar 4. 61 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 31 BI-LSTM.....	98
Gambar 4. 62 Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 31 BI-LSTM.....	100
Gambar 4. 63 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 32 BI-LSTM.....	100
Gambar 4. 64 Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 32 BI-LSTM.....	102
Gambar 4. 65 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 33 BI-LSTM.....	103
Gambar 4. 66 Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 33 BI-LSTM.....	105
Gambar 4. 67 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 34 BI-LSTM.....	105
Gambar 4. 68 Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 34 BI-LSTM.....	107
Gambar 4. 69 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 35 BI-LSTM.....	108
Gambar 4. 70 Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 35 BI-LSTM.....	110
Gambar 4. 71 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model 36 BI-LSTM.....	110
Gambar 4. 72 Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 36 BI-LSTM.....	112
Gambar 4. 73 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Proses Model LSTM.....	113
Gambar 4. 74 Sampel Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 37 LSTM.....	115
Gambar 4. 75 Sinyal EKG : (a) normal <i>rhytm</i> dan (b) <i>atrial fibrillation</i> (c) <i>atrial flutter</i>	117
Gambar 4. 76 Sampel Hasil Delineasi Sinyal Normal dengan Model 36 BI-LSTM.....	118
Gambar 4. 77 Sampel Hasil Delineasi Sinyal <i>Atrial Fibrillation</i> dengan Model 36 BI-LSTM.....	119
Gambar 4. 78 Sampel Hasil Delineasi Sinyal <i>Atrial Flutter</i> dengan Model 36 BI-LSTM.....	120

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Jumlah Rekaman Berdasarkan Jenis Detak Jantung.....	15
Tabel 3.2 Jumlah Gelombang Beranotasi.....	15
Tabel 3.3 Nilai SNR fungsi <i>wavelet</i>	17
Tabel 3.4 Parameter Umum Model Bi-LSTM.....	22
Tabel 3.5 Tuning Parameter Model Bi-LSTM.....	22
Tabel 3.6 Kombinasi parameter untuk model BI-LSTM.....	22
Tabel 4.1 Hasil Klasifikasi Bi-LSTM dengan Algoritma Grid Search.....	24
Tabel 4.2 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 1 BI-LSTM.....	26
Tabel 4.3 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 1 BI-LSTM.....	27
Tabel 4.4 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 1 BI-LSTM.....	27
Tabel 4.5 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 1 BI-LSTM.....	27
Tabel 4.6 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 2 BI-LSTM.....	29
Tabel 4.7 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 2 BI-LSTM.....	29
Tabel 4.8 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model2 BI-LSTM.....	29
Tabel 4.9 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 2 BI-LSTM.....	30
Tabel 4.10 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 3 BI-LSTM.....	31
Tabel 4.11 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 3 BI-LSTM.....	31
Tabel 4.12 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model3 BI-LSTM.....	32
Tabel 4.13 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 3 BI-LSTM.....	32
Tabel 4.14 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 4 BI-LSTM.....	33
Tabel 4.15 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 4 BI-LSTM.....	33
Tabel 4.16 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model4 BI-LSTM.....	34
Tabel 4.17 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 4 BI-LSTM.....	34
Tabel 4.18 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 5 BI-LSTM.....	36
Tabel 4.19 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 5 BI-LSTM.....	36
Tabel 4.20 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model5 BI-LSTM.....	36
Tabel 4.21 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model5 BI-LSTM.....	37
Tabel 4.22 Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 6 BI-LSTM.....	38
Tabel 4.23 Matriks Konfusi Data Pengujian Model 6 BI-LSTM.....	38
Tabel 4.24 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 6 BI-LSTM.....	39
Tabel 4.25 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 6 BI-LSTM.....	39

Tabel 4.26	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 7 BI-LSTM.....	40
Tabel 4.27	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 7 BI-LSTM.....	40
Tabel 4.28	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model7 BI-LSTM.....	41
Tabel 4.29	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 7 BI-LSTM.....	41
Tabel 4.30	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 8 BI-LSTM.....	43
Tabel 4.31	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 8 BI-LSTM.....	43
Tabel 4.32	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model8 BI-LSTM.....	43
Tabel 4.33	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 8 BI-LSTM.....	44
Tabel 4.34	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 9 BI-LSTM.....	45
Tabel 4.35	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 9 BI-LSTM.....	45
Tabel 4.36	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model9 BI-LSTM.....	46
Tabel 4.37	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 9 BI-LSTM.....	46
Tabel 4.38	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 10 BI-LSTM.....	47
Tabel 4.39	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 10 BI-LSTM.....	47
Tabel 4.40	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 10 BI-LSTM.....	48
Tabel 4.41	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 10 BI-LSTM....	48
Tabel 4.42	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 11 BI-LSTM.....	50
Tabel 4.43	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 11 BI-LSTM.....	50
Tabel 4.44	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 11 BI-LSTM.....	50
Tabel 4.45	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 11 BI-LSTM....	51
Tabel 4.46	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 12 BI-LSTM.....	52
Tabel 4.47	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 12 BI-LSTM.....	52
Tabel 4.48	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 12 BI-LSTM.....	53
Tabel 4.49	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 12 BILSTM....	53
Tabel 4.50	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 13 BI-LSTM.....	55
Tabel 4.51	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 13 BI-LSTM.....	55
Tabel 4.52	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 13 BI-LSTM.....	55
Tabel 4.53	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 13 BI-LSTM....	56
Tabel 4.54	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 14 BI-LSTM.....	57
Tabel 4.55	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 14 BI-LSTM.....	57
Tabel 4.56	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 14 BI-LSTM.....	58
Tabel 4.57	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 14 BI-LSTM....	58

Tabel 4.58	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 15 BI-LSTM.....	60
Tabel 4.59	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 15 BI-LSTM.....	60
Tabel 4.60	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 15 BI-LSTM.....	61
Tabel 4.61	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 15 BI-LSTM....	62
Tabel 4.62	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 16 BI-LSTM.....	62
Tabel 4.63	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 16 BI-LSTM.....	63
Tabel 4.64	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 16 BI-LSTM.....	63
Tabel 4.65	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 16 BI-LSTM....	63
Tabel 4.66	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 17 BI-LSTM.....	65
Tabel 4.67	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 17 BI-LSTM.....	65
Tabel 4.68	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 17 BI-LSTM.....	65
Tabel 4.69	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 17 BI-LSTM....	66
Tabel 4.70	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 18 BI-LSTM.....	67
Tabel 4.71	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 18 BI-LSTM.....	67
Tabel 4.72	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 18 BI-LSTM.....	68
Tabel 4.73	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 18 BI-LSTM....	68
Tabel 4.74	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 19 BI-LSTM.....	70
Tabel 4.75	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 19 BI-LSTM.....	70
Tabel 4.76	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 19 BI-LSTM.....	70
Tabel 4.77	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 19 BI-LSTM....	71
Tabel 4.78	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 20 BI-LSTM.....	72
Tabel 4.79	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 20 BI-LSTM.....	72
Tabel 4.80	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 20 BI-LSTM.....	73
Tabel 4.81	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 20 BI-LSTM....	73
Tabel 4.82	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 21 BI-LSTM.....	75
Tabel 4.83	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 21 BI-LSTM.....	75
Tabel 4.84	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 21 BI-LSTM.....	75
Tabel 4.85	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 21 BI-LSTM....	76
Tabel 4.86	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 22 BI-LSTM.....	77
Tabel 4.87	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 22 BI-LSTM.....	77
Tabel 4.88	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 22 BI-LSTM.....	78
Tabel 4.89	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 22 BI-LSTM....	78

Tabel 4.90	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 23 BI-LSTM.....	80
Tabel 4.91	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 23 BI-LSTM.....	80
Tabel 4.92	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 23 BI-LSTM.....	81
Tabel 4.93	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 23 BI-LSTM....	82
Tabel 4.94	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 24 BI-LSTM.....	82
Tabel 4.95	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 24 BI-LSTM.....	82
Tabel 4.96	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model24 BI-LSTM.....	83
Tabel 4.97	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model24 BI-LSTM.....	83
Tabel 4.98	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 25 BI-LSTM.....	84
Tabel 4.99	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 25 BI-LSTM.....	84
Tabel 4.100	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model25 BI-LSTM....	85
Tabel 4.101	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model25 BILSTM....	85
Tabel 4.102	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 26 BI-LSTM.....	87
Tabel 4.103	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 26 BI-LSTM.....	87
Tabel 4.104	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model26 BI-LSTM....	87
Tabel 4.105	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model26 BILSTM....	88
Tabel 4.106	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 27 BI-LSTM.....	89
Tabel 4.107	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 27 BI-LSTM.....	89
Tabel 4.108	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model27 BI-LSTM....	90
Tabel 4.109	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model27 BILSTM....	90
Tabel 4.110	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 28 BI-LSTM.....	91
Tabel 4.111	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 28 BI-LSTM.....	91
Tabel 4.112	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model28 BI-LSTM....	92
Tabel 4.113	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model28 BILSTM....	92
Tabel 4.114	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 29 BI-LSTM.....	94
Tabel 4.115	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 29 BI-LSTM.....	94
Tabel 4.116	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model29 BI-LSTM....	94
Tabel 4.117	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model29 BILSTM....	95
Tabel 4.118	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 30 BI-LSTM.....	96
Tabel 4.119	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 30 BI-LSTM.....	96
Tabel 4.120	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model30 BI-LSTM....	97
Tabel 4.121	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model30 BILSTM....	97

Tabel 4.122	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 31 BI-LSTM.....	98
Tabel 4.123	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 31 BI-LSTM.....	98
Tabel 4.124	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model31 BI-LSTM....	99
Tabel 4.125	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model31 BILSTM....	99
Tabel 4.126	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 32 BI-LSTM.....	101
Tabel 4.127	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 32 BI-LSTM.....	101
Tabel 4.128	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model32 BI-LSTM....	101
Tabel 4.129	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model32 BILSTM....	102
Tabel 4.130	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 33 BI-LSTM.....	103
Tabel 4.131	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 33 BI-LSTM.....	103
Tabel 4.132	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model33 BI-LSTM....	104
Tabel 4.133	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model33 BILSTM....	104
Tabel 4.134	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 34 BI-LSTM.....	106
Tabel 4.135	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 34 BI-LSTM.....	106
Tabel 4.136	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model34 BI-LSTM....	106
Tabel 4.137	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model34 BILSTM....	107
Tabel 4.138	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 35 BI-LSTM.....	108
Tabel 4.139	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 35 BI-LSTM.....	108
Tabel 4.140	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model35 BI-LSTM....	109
Tabel 4.141	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model35 BILSTM....	109
Tabel 4.142	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model 36 BI-LSTM.....	111
Tabel 4.143	Matriks Konfusi Data Pengujian Model 36 BI-LSTM.....	111
Tabel 4.144	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model36 BI-LSTM....	111
Tabel 4.145	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model36 BILSTM....	111
Tabel 4.146	Matriks Konfusi Data Pelatihan Model Terbaik LSTM.....	113
Tabel 4.147	Matriks Konfusi Data Pengujian Model Terbaik LSTM.....	113
Tabel 4.148	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pelatihan Model Terbaik LSTM.....	114
Tabel 4.149	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model Terbaik LSTM.....	114
Tabel 4.150	Hasil Deteksi <i>Atrial Fibrillation</i> pada 15 Record pada dataset LUDB.....	116
Tabel 4.151	Hasil Deteksi <i>Atrial Flutter</i> pada 3 Record pada dataset LUDB.....	116

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Jantung diketahui sebagai salah satu organ utama dalam tubuh manusia, kelainan yang terjadi pada organ ini akan mempengaruhi aliran darah ke seluruh tubuh manusia dan hal tersebut dapat berakibat fatal. Ritme dari detak jantung serta indikasi kelainan kerja organ dapat dijadikan acuan terkait terjadinya serangan penyakit jantung. Hal tersebut memungkinkan untuk adanya system peringatan kelainan ritme detak dan kerja jantung agar dapat diketahui kondisi dan penanganannya. Namun untuk mendeteksi hal tersebut, poin utama yang harus diketahui adalah ritme kerja jantung itu sendiri. Elektrodiagram (EKG) adalah suatu grafik yang menggambarkan rekaman aktivitas elektrik jantung tersadap melalui elektroda-elektroda yang terpasang pada tubuh [1]. Elektrodiagram merupakan alat kesehatan yang memiliki fungsi untuk membantu diagnosis terkhusus pada penyakit yang berhubungan dengan jantung. Adapun proses pendiagnosisan tersebut dapat dideteksi dengan analisa pola dari morfologisinyal EKG, baik keadaan normal maupun abnormal [2].

Sinyal EKG memiliki karakteristik morfologis yang sangat bervariasi dari waktu ke waktu yang dibagi menjadi menjadi gelombang P, kompleks QRS dan gelombang T. Proses delinasi pada pemrosesan sinyal EKG adalah teknik utama dalam mengrekognisi titik kritikal yang menandai lokasi interval dan amplitudo dari masing-masing morfologi gelombang. Klinis dapat menggunakan hasil penggambaran deinasi sinyal EKG untuk mengkorelasikan hasil proses delineasi berupa pola titik dengan kategori kelas morfologi EKG, selanjutnya hasil dari proses delineasi menyajikan nilai parameter temporal dari sinyal EKG. Proses delineasi meliputi deteksi kompleks QRS, gelombang P, dan gelombang T, serta deteksi puncak setiap karakteristik gelombang. [4]. Analisa sinyal EKG saat ini masih dilakukan secara manual yang mana masih memiliki persentase untuk terjadinya *human error* dan kesalahan interpretasi. Sehingga, dengan adanya delineasi sinyal EKG secara langsung dapat menjadi suatu penunjang untuk ahli medis dalam meminimalisir kesalahan tersebut [5],[6]. Dewasa ini, penerapan

deep learning lazim diimplementasikan dalam pemrosesan sinyal EKG contohnya metode *Convolutional Neural Network* (CNN) [8] dan penerapan pada *Recurrent Neural Network* (RNN) [10]. Sinyal EKG yang merupakan sebuah data dengan tipe data sekuensial berbasis urutan waktu serta penggunaan RNN memberikan kinerja yang lebih baik dan tepat untuk diimplementasikan dalam proses pemrosesan sinyal EKG daripada penggunaan metode *deep learning* yang lain [10]. *Recurrent Neural Network* (RNN) adalah metode *deep learning* yang dijalankan untuk melakukan klasifikasi dan prediksi data dalam *time-series* tertentu. RNN dapat mengidentifikasi tipe data *time series* disebabkan algoritma dari RNN adalah meneruskan informasi dari satu langkah waktu ke langkah selanjutnya [10]. Metode RNN masih memiliki kelemahan yaitu *exploding* dan *vanishing gradients* sehingga digunakan arsitektur *Long Short Term Memory* (LSTM) untuk mengatasi permasalahan tersebut [7], [10]. Penelitian menggunakan metode LSTM ini sebelumnya telah dilakukan pada penelitian [11],[12] dan menunjukkan hasil yang baik. Adapun demi mendapat model CNN dan penerapan metode *Recurrent Neural Network* terbaik akan dilakukan *fine tuning* dengan algoritma *Grid Search* pada parameter yang akan diuji.

1.2 Perumusan Masalah

Dari latar belakang yang telah dijelaskan, maka perumusan masalah pada penelitian yang dilakukan dapat dipaparkan sebagai berikut :

1. Bagaimana proses tahapan untuk melakukan deliniasi sinyal EKG terhadap dataset bagian lead pada LUDB model *Bidirectional Long-Short Term Memory*?
2. Bagaimana menetapkan parameter parameter Bi-LSTM yang terbaik menggunakan algoritma *Grid Search*?
3. Bagaimana hasil performa algoritma *grid search* pada Bi-LSTM dalam menentukan kombinasi parameter yang tepat?
4. Bagaimana tahapan proses melakukan identifikasi terkait data yang terkategori *Abnormal Rhythm (Atrial Fibrillation dan Atrial Flutter)* ?

1.3 Batasan Masalah

Berikut batasan masalah pada Tugas Akhir ini, yaitu :

1. Data yang digunakan pada penelitian ini bersumberkan data dari *Lobachevsky University Database* (LUDB)
2. Melakukan deliniasi sinyal EKG yang memiliki gelombang sinyal lengkap (gelombang P, gelombang QRS Kompleks, dan gelombang T)
3. Meningkatkan kinerja klasifikasi dari model penelitian sebelumnya yang menggunakan fitur ekstraksi *Convolutional Neural Network* dan metode *Bidirectional Long Short-Term Memory* dengan metode khusus dari Algoritma *Grid Search*
4. Penelitian ini disimulasikan menggunakan Bahasa pemrograman *Python*.

1.4 Tujuan

Tujuan yang akan dicapai dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Membangun model *Bidirectional Long Short-Term Memory* berdasarkan penelitian sebelumnya dalam deliniasi sinyal EKG *single-lead* pada data *Lobachevsky University Database* (LUDB).
2. Meningkatkan performa model *Bidirectional Long Short-Term Memory* dengan berbasis *Grid Search* guna mendapatkan performa model yang lebih baik dari penelitian sebelumnya.
3. Melakukan identifikasi terkait data Normal dan *Abnormal Rhythm* (*Atrial Fibrillation* dan *Atrial Flutter*) dan melakukan deliniasi gelombang sinyal lengkap menggunakan *best model* yang telah didapat.

1.5 Sistematika Penulisan

Pada sistematika yang akan usungkan dalam penulisan tugas akhir yang diperuntukkan mempermudah dalam penyusunan laporan Tugas Akhir, Berikut merupakan sistematika Penulisan :

BAB I PENDAHULUAN

Bab pertama akan menjelaskan topik penelitian yang relevan, latar belakang sistematika, tujuan penelitian, rumusan masalah, serta bentuk sistematika penelitian.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab kedua akan diulas teori-teori dasar yang mendasari penelitian ini secara rinci. Dasar teori yang akan dibahas pada bab ini adalah literatur mengenai sinyal EKG, morfologi sinyal EKG, transformasi *wavelet* diskrit, *Bidirectional Long Short-Term Memory* dan performa validasi.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan proses dan rangkaian kegiatan dalam penelitian. Penelitian akan dimulai dari persiapan data, pengurangan derau sinyal menggunakan DWT, normalisasi dan segmentasi sinyal per beat, fitur ekstraksi dan klasifikasi.

BAB IV HASIL DAN ANALISIS

Bab ini akan dipaparkan hasil pengujian dan analisis hasil penelitian yang telah dilakukan.

BAB V KESIMPULAN

Bab ini akan memaparkan kesimpulan yang dapat ditarik dari keseluruhan hasil penelitian dan analisis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] “Elektrokardiografi Konsep Dasar dan Praktik Klinik - Google Books.”https://www.google.co.id/books/edition/Elektrokardiografi_Konsep_Dasar_dan_Prak/3KtTDwAAQBAJ?hl=id&gbpv=0&kptab=overview(accessed Sep. 21, 2022).
- [2] “Cara Praktis & Sistematis Belajar Membaca EKG - Google Books.”https://www.google.co.id/books/edition/Cara_Praktis_Sistematis_Belajar_Membaca/cY5KDwAAQBAJ?hl=id&gbpv=0 (accessed Sept. 21, 2022).
- [3] E. Dasan and I. Panneerselvam, “A novel dimensionality reduction approach for ECG signal via convolutional denoising autoencoder with LSTM,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 63, no. May 2020, p. 102225, 2021, doi: 10.1016/j.bspc.2020.102225.
- [4] N. F. Hikmah, A. Arifin, and T. A. Sardjono, “Delineation of ECG Feature Extraction Using Multiresolution Analysis Framework,” *J. Ilm. Teknol. Inf.*, vol. 18, no. 2, pp. 135–146, 2020.
- [5] 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. Reports 2017 71*, vol. 7, no. 1, pp. 1–12, Jul. 2017, doi:10.1038/s41598-017-06596-z.
- [6] H. Hajimolahoseini, J. Hashemi, and D. Redfearn, “ECG Delineation for Qt Interval Analysis Using an Unsupervised Learning Method,” *ICASSP, IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process. - Proc.*, vol. 2018-April, pp. 2541–2545, Sep. 2018, doi: 10.1109/ICASSP.2018.8461999.
- [7] A. Peimankar and S. Puthusserypady, “DENS-ECG: A Deep Learning Approach for ECG Signal Delineation,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 165, May 2020, Accessed: Sept. 21, 2022 [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2005.08689v1>.
- [8] S. Savalia and V. Emamian, “Cardiac Arrhythmia Classification by Multi- Layer Perceptron and Convolution Neural Networks,” *Bioeng. 2018, Vol. 5, Page 35*, vol. 5, no. 2, p. 35, May 2018, doi: 10.3390/BIOENGINEERING5020035.

- [9] S. Nurmaini, A. Darmawahyuni, A. N. S. Mukti, M. N. Rachmatullah, F. Firdaus, and B. Tutuko, "Deep Learning-Based Stacked Denoising and Autoencoder for ECG Heartbeat Classification," *Electron.* 2020, *Vol. 9, Page 135*, vol. 9, no. 1, p. 135, Jan. 2020, doi: 10.3390/ELECTRONICS9010135.
- [10] H. Abrishami, M. Campbell, and R. Czosek, "Supervised ECG Interval Segmentation Using LSTM Neural Network," *Int. Conf. Bioinforma. Comput. Biol. BIOCOMP'18*, no. August, pp. 71–77, 2018, [Online]. Available: <https://csce.ucmss.com/cr/books/2018/LFS/CSREA2018/BIC3264.pdf>.
- [11] T. A. Dina, "Klasifikasi Gelombang PQRST pada Sinyal Elektrokardiogram menggunakan Metode Long Short-Term Memory," Universitas Sriwijaya, 2021.
- [12] J. Effendi, "Otomatisasi Delineasi Sinyal Elektrokardiogram Menggunakan Metode Long Short-Term Memory Berbasis Ekstraksi Fitur Convolutional Neural Network 1-Dimensi," Universitas Sriwijaya, 2020.
- [13] S. Nurmaini *et al.*, "Electrocardiogram signal classification for automated delineation using bidirectional long short-term memory," *Informatics Med. Unlocked*, vol. 22, p. 100507, 2021, doi: 10.1016/j.imu.2020.100507.
- [14] F. J. Pontes, G. F. Amorim, P. P. Balestrassi, A. P. Paiva, and J. R. Ferreira, "Design of experiments and focused grid search for neural network parameter optimization," *Neurocomputing*, vol. 186, pp. 22–34, 2016, doi: 10.1016/j.neucom.2015.12.061.
- [15] Avi, Prazna Paramitha and Nurmaini, Siti (2022) Delineasi Sinyal Elektrodigram Multi-Lead Menggunakan Metode Long Short-Term Memory Berbasis Ekstraksi Fitur Convolutional Neural Network. Undergraduate thesis, Sriwijaya University.
- [16] Siti Nurmaini, Alexander Edo Tondas, Annisa Darmawahyuni, Muhammad Naufal Rachmatullah, Jannes Effendi, Firdaus Firdaus, Bambang Tutuko, Electrocardiogram signal classification for automated delineation using bidirectional long short-term memory, *Informatics in Medicine Unlocked*, Volume 22, 2021, 100507, IS

SN23529148, <https://doi.org/10.1016/j.imu.2020.100507>.

- [17] S. Nurmaini et al., "Beat-to-Beat Electrocardiogram Waveform Classification Based on a Stacked Convolutional and Bidirectional Long Short-Term Memory," in *IEEE Access*, vol. 9, pp. 92600-92613, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3092631.
- [18] Annisa Darmawahyuni, Siti Nurmaini, Hanif Habibie Supriansyah, Muhammad Irham Rizki Fauzi, Muhammad Naufal Rachmatullah, Firdaus Firdaus, Bambang Tutuko "Delineation of electrocardiogram morphologies by using discrete wavelet transforms" *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science* Vol. 22, No. 1, April 2021, pp. 159~167 ISSN: 2502-4752, DOI: 10.11591/ijeecs.v22.i1.pp159-167
- [19] Tutuko B, Rachmatullah MN, Darmawahyuni A, Nurmaini S, Tondas AE, Passarella R, Partan RU, Rifai A, Sapitri AI, Firdaus F. Short Single-Lead ECG Signal Delineation-Based Deep Learning: Implementation in Automatic Atrial Fibrillation Identification. *Sensors*.2022;22(6):2329. <https://doi.org/10.3390/s22062329>
- [20] N. Ajam, "Heart Diseases Diagnoses using Artificial Neural Network," vol. 5, no. 4, pp. 7–11, 2015.
- [21] A. Darmawahyuni et al., "Deep learning with a recurrent network structure in the sequence modeling of imbalanced data for ECG-rhythm classifier," *Algorithms*, vol. 12, no. 6, pp. 1–12, 2019.
- [22] H. Wai and K. Lau, "Informatics in Medicine Unlocked Multiclass classification of myocardial infarction with convolutional and recurrent neural networks for portable ECG devices," *Informatics Med. Unlocked*, vol. 13, no. June, pp. 26–33, 2018.
- [23] L. S. Memory, "Long Short-Term Memory," pp. 37–45, 2012. L. S. Memory, "Long Short-Term Memory," pp. 37–45, 2012.
- [24] 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.
- [25] B. Qolomany, M. Maabreh, A. Al-fuqaha, and A. Gupta, "Parameters Optimization of Deep Learning Models using Particle

- Swarm Optimization,” pp. 1285–1290, 2017.
- [26] Q. Huang, J. Mao, and Y. Liu, “An Improved Grid Search Algorithm of SVR Parameters Optimization,” no. 2.
- [27] I. Syarif, A. Prugel-bennett, and G. Wills, “SVM Parameter Optimization Using Grid Search and Genetic Algorithm to Improve Classification Performance,” vol. 14, no. 4, pp. 1502–1509, 2016.
- [28] A.L. Waldo, G.K. Feld, Inter-relationships of atrial fibrillation and atrial flutter: Mechanisms and clinical implications, *J. An. Coll. Cardiol.* 51 (8) (2008) 779–786.
- [29] S.K. Berkaya, A.K. Uysal, E.S. Gunal, et al., A survey on ECG analysis, *Biomed. Signal Process.* 43 (2018) 216–235.
- [30] I. Beraza, I. Romero, Comparative study of algorithms for ECG segmentation, *Biomed. Signal Proc. Control* 34 (2017) 166–173.