

**Delineasi Sinyal Elektrodiagram *Multi-Lead* Menggunakan
Metode *Long Short-Term Memory* Berbasis Ekstraksi Fitur
*Convolutional Neural Network***

TUGAS AKHIR

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



OLEH :

**PRAZNA PARAMITHA AVI
09011281823055**

**JURUSAN SISTEM KOMPUTER
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS SRIWIJAYA
2022**

HALAMAN PENGESAHAN

Delineasi Sinyal Elektrodiagram *Multi-Lead* Menggunakan Metode *Long Short-Term Memory* Berbasis Ekstraksi Fitur *Convolutional Neural Network*

TUGAS AKHIR

**Program Studi Sistem Komputer
Jenjang S1**

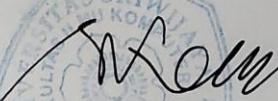
Oleh

**Prazna Paramitha Avi
09011281823055**

Indralaya, Januari 2022

Mengetahui,

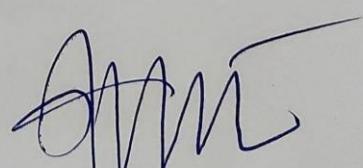
Ketua Jurusan Sistem Komputer


10/2/22


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

NIP. 196612032006041000

Pembimbing Tugas Akhir



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

NIP. 196908021994012001

HALAMAN PERSETUJUAN

Telah diuji dan lulus pada :

Hari : Kamis

Tanggal : 13 Januari 2022

Tim Penguji :

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

Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer



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

NIP. 196612032006041000

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Prazna Paramitha Avi

NIM : 09011281823055

Judul : Delineasi Sinyal Elektrodiagram *Multi-Lead* Menggunakan Metode *Long Short-Term Memory* Berbasis Ekstraksi Fitur *Convolutional Neural Network*

Hasil Pengecekan Software iThenticate/Turnitin : 12%

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.



KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirabbil' alamin. Puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, atas segala karunia dan rahmat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan Tugas Akhir ini dengan judul "**Delineasi Sinyal Elektrodiagram Multi-Lead Menggunakan Metode Long Short-Term Memory Berbasis Ekstraksi Fitur Convolutional Neural Network**".

Dalam laporan ini penulis menjelaskan mengenai menjelaskan mengenai deliniasi gelombang PQRST pada sinyal EKG dataset LUDB. Penulis berharap agar tulisan ini dapat bermanfaat bagi orang banyak dan menjadi bahan bacaan bagi yang tertarik untuk meneliti dalam bidang medis untuk diagnosa penyakit jantung.

Pada kesempatan ini saya mengucapkan terima kasih kepada pihak - pihak yang telah terlibat serta memberikan bantuan, dorongan, motivasi dan bimbingan sehingga saya menjadi lebih semangat dalam menyelesaikan Proposal Tugas Akhir ini:

1. Allah SWT yang telah memberikan saya berkat dan rahmat-Nya.
2. Keluarga saya tercinta, nenek, mama, papa, kakak dan adik yang selalu memberikan semangat.
3. Bapak Jaidan Jauhari, M.T. selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Bapak Dr. Ir. H. Sukemi, M.T. selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Universitas Sriwijaya.
5. Bapak Ahmad Fali Oklilas, M.T. selaku Dosen Pembimbing Akademik.
6. Ibu Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M. T. Selaku Pembimbing Tugas Akhir yang telah berkenan memberikan saran, motivasi, dan bimbingan terbaik selama penyelesaian tugas akhir ini.
7. Mbak Annisa, Mba Ade, dan Kak Naufal yang selalu memberikan perhatian, arahan, dan saran.
8. Kak Jannes, kak rafi, kak tiara, kak ghina, dan kak suci yang telah membantu baik dalam program, pembelajaran, maupun saran-saran selama ini.
9. Rani Octaviani dan Gavira Olipa, teman terdekat yang telah setia dan sabar berjuang bersama dalam suka dan duka.
10. Samuel dan Dimas yang selalu membantu dalam menyelesaikan program.

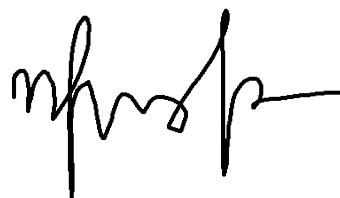
11. Berby Febriana Audrey, Deny Sulistiyo, M Furqon Rabbani, Ceturning Anjarwati, Hanna Pertiwi, Tri Putri Rahmadani, Mochammad Rafii Nanda Wicaksana, Jepi Sujana, Daffa Bima Perdana yang telah membantu dan memberi semangat.
12. Sepupu saya vanessa dan sahabat-sahabat saya fhira, sania, syifa, dan biyah yang selalu menjadi *mood booster* dan mendengarkan keluh kesah.
13. Teman-teman SKB 2018 Indralaya yang selalu memberikan dukungan dan semangat.
14. Teman-teman seperjuangan dalam Intelligent System Research Group.
15. Teman-teman seperjuangan dari jurusan Sistem Komputer yang tidak bisa saya sebutkan satu-persatu.
16. Dan semua pihak yang telah mendukung dan membantu.

Dalam penyusunan Tugas Akhir ini saya menyadari sepenuhnya bahwa laporan ini masih memiliki banyak kekurangan, oleh karena itu saya mengharapkan kritik dan saran dari semua pihak yang berkenan agar menjadi bahan evaluasi dan menjadi lebih baik lagi.

Akhir kata penulis berharap semoga laporan ini menghasilkan sesuatu yang bermanfaat bagi kita semua khususnya bagi mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya secara langsung ataupun tidak langsung sebagai sumbangan pikiran dalam peningkatan mutu pembelajaran.

Palembang, 27 Januari 2022

Penulis,



Prazna Paramitha Avi
NIM. 09011281823055

**MULTI-LEAD ELECTROCARDIOGRAM SIGNAL DELINEATION USING LONG
SHORT-TERM MEMORY BASED ON CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK
FEATURE EXTRACTION**

PRAZNA PARAMITHA AVI (09011281823055)

Computer Engineering Department, Computer Science Faculty, Sriwijaya University

Email : paramithaavi@gmail.com

ABSTRACT

The ECG signal is a time-series data with very varied features where these features are divided into P waves, QRS Complex, and T waves. ECG signal delineation is a process of identifying the interval and amplitude positions on the features of each ECG signal waveform. Currently, the delineation of the ECG signal has been mostly done manually. However, this method hasn't been good enough at delineating a huge number of ECG signal recording data. Much variety of feature data being processed manually allows misinterpretation to occur. In addition, processing a huge amount of data manually also consumes a lot of time. Therefore, a computer-based automatic delineation system is needed to overcome these problems. One method that is widely used these days is deep learning, therefore we will use deep learning on this computer-based delineation system. This study uses the combination methods between Convolutional Neural Network (CNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) where CNN is the feature extractor and LSTM is the classifier. There are two types of LSTM used in this study which are unidirectional LSTM and bidirectional LSTM (BiLSTM). Delineation is carried out on five-wave classes with 16 models designed to be trained and tested with Lobachevsky University Database (LUDB) data. Each model is designed with the best combination parameters of the hidden layer, batch size, learning rate, and epoch. The result shows that the model that produces the best results is model 16. The best model is the CNN-BiLSTM model with 15 CNN hidden layers and 2 BiLSTM hidden layers. This model is tested with parameters batch size 8, learning rate 0.0001, and epochs 300. This model produces the best evaluation results with the recall of 96.26%, precision of 95.15%, specificity of 99.30%, the accuracy of 98.94%, and F1 score of 96.20%.

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

**DELINÉASI SINYAL ELEKTRODIAGRAM MULTI-LEAD MENGGUNAKAN
METODE LONG SHORT-TERM MEMORY BERBASIS EKSTRAKSI FITUR
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

PRAZNA PARAMITHA AVI (09011281823055)

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email : paramithaavi@gmail.com

ABSTRAK

Sinyal EKG adalah data dengan tipe *time series* dengan fitur yang sangat bervariasi dimana fitur ini dibedakan menjadi gelombang P, Komplek QRS, dan T. Delineasi sinyal EKG merupakan suatu proses identifikasi posisi interval dan amplitudo pada fitur setiap gelombang sinyal EKG. Saat ini, delineasi sinyal EKG masih banyak dilakukan secara manual. Akan tetapi, metode ini masih belum baik dalam melakukan delineasi data rekaman sinyal EKG yang banyak. Banyaknya variasi data yang diolah memungkinkan adanya kesalahan interpretasi. Selain itu, pengolahan data yang banyak ini juga memakan waktu yang lama. Oleh sebab itu, untuk mengatasi permasalahan tersebut dibutuhkan suatu sistem delineasi otomatis berbasis komputer. Salah satu metode yang sedang banyak digunakan saat ini adalah metode *deep learning*. Pada penelitian ini sistem delineasi berbasis komputer akan menggunakan metode *deep learning*. Adapun metode *deep learning* yang digunakan adalah perpaduan metode antara *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dimana CNN sebagai ekstraktor fitur dan LSTM sebagai pengklasifikasi gelombang. Ada dua jenis LSTM yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *unidirectional* dan *bidirectional* (BiLSTM). Delineasi sinyal dilakukan terhadap lima kelas gelombang dengan jumlah model yang dirancang sebanyak 16 model yang akan dilatih dan diuji dengan data Lobachevsky University Database (LUDB). Masing-masing model dirancang dengan kombinasi parameter *hidden layer*, *batch size*, *learning rate*, dan *epoch* terbaik. Dari hasil pengujian 16 model yang telah dirancang, model yang menghasilkan hasil terbaik adalah model 16. Model terbaik merupakan model CNN-BiLSTM dengan *hidden layer* CNN sebanyak 15 *layer*, dan BiLSTM sebanyak 2 *layer*. Adapun model ini diuji dengan parameter *batch size* 8, *learning rate* 0.0001, dan banyak *epoch* 300. Model ini menghasilkan hasil evaluasi terbaik dengan nilai *recall*, presisi, spesifisitas, akurasi dan F1 sebesar 96.26%, 96.15%, 99.30%, 98.94%, dan 96.20%.

Kata Kunci : Elektrokardiogram, *Multi-lead*, Delineasi, *Convolutional Neural Network*, *Long Short-Term Memory*, Lobachevsky University Database

DAFTAR ISI

| | Halaman |
|---------------------------------------------------|----------------|
| HALAMAN JUDUL | i |
| HALAMAN PENGESAHAN | ii |
| HALAMAN PERSETUJUAN | iii |
| HALAMAN PERNYATAAN | iv |
| KATA PENGANTAR | v |
| ABSTRACT | vii |
| ABSTRAK..... | viii |
| DAFTAR ISI | ix |
| DAFTAR GAMBAR..... | xii |
| DAFTAR TABEL | xiv |
| BAB I PENDAHULUAN | 1 |
| 1.1. Latar Belakang | 1 |
| 1.2. Perumusan Masalah..... | 3 |
| 1.3. Batasan Masalah..... | 3 |
| 1.4. Tujuan..... | 3 |
| 1.5. Sistematika Penulisan | 3 |
| BAB II TINJAUAN PUSTAKA | 5 |
| 2.1. Elektrodiagram..... | 5 |
| 2.2. Transformasi <i>Wavelet</i> | 6 |
| 2.2.1 Transformasi <i>Wavelet</i> Diskrit..... | 7 |
| 2.3. Deep Learning..... | 7 |
| 2.4. Convolutional Neural Network..... | 8 |
| 2.5. Long Short-Term Memory | 8 |
| 2.6. <i>Confussion Matrix</i> | 11 |
| 2.6.1. Akurasi..... | 12 |
| 2.6.2. <i>Recall</i> | 12 |
| 2.6.3. Spesifisitas..... | 13 |
| 2.6.4. Presisi..... | 13 |
| 2.6.5. F1 Score | 13 |
| 2.6.6. <i>Precision-Recall Curve</i> | 13 |

| | |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| BAB III METODOLOGI PENELITIAN..... | 14 |
| 3.1 Pendahuluan | 14 |
| 3.2 Kerangka Kerja | 14 |
| 3.3 Persiapan Data..... | 15 |
| 3.4 Pra Pengolahan Data | 17 |
| 3.4.1 Pengurangan Derau atau <i>Denoising</i> | 17 |
| 3.4.2 Normalisasi..... | 20 |
| 3.4.3 Segementasi..... | 21 |
| 3.5 Pembagian Data Uji dan Latih | 23 |
| 3.6 Ekstraksi Fitur dengan <i>Convolutional Neural Network</i> | 23 |
| 3.7 Deliniasi Sinyal 5 Kelas dengan <i>Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory</i> | 25 |
| 3.8 Deliniasi Sinyal 5 Kelas dengan <i>Convolutional Neural Network</i> dan <i>Bidirectional Long Short-Term Memory</i> | 28 |
| 3.9 Validasi Performa Model..... | 28 |
| BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN..... | 29 |
| 4.1. Pendahuluan | 29 |
| 4.2. Tuning Parameter <i>Hidden Layer</i> Fitur Ekstraksi CNN | 29 |
| 4.2.1 Hasil Deliniasi Sinyal dengan Model 1 | 30 |
| 4.2.2 Hasil Deliniasi Sinyal dengan Model 2 | 37 |
| 4.2.3 Hasil Deliniasi Sinyal dengan Model 3 | 43 |
| 4.2.4 Hasil Deliniasi Sinyal dengan Model 4 | 50 |
| 4.2.5 Hasil Deliniasi Sinyal dengan Model 5 | 56 |
| 4.2.6 Hasil Deliniasi Sinyal dengan Model 6 | 62 |
| 4.2.7 Hasil Deliniasi Sinyal dengan Model 7 | 69 |
| 4.2.8 Hasil Deliniasi Sinyal dengan Model 8 | 75 |
| 4.2.9 Analisis Model Terbaik Hasil Tuning <i>Hidden Layer</i> CNN | 81 |
| 4.2.10 Tuning Parameter Model Terbaik Hasil Tuning <i>Hidden Layer</i> CNN | 87 |
| 4.3. Hasil Deliniasi Sinyal EKG dengan Metode CNN, LSTM, CNN-LSTM, dan CNN-BiLSTM | 88 |
| 4.3.1 Deliniasi Sinyal dengan CNN Fully Connected..... | 89 |
| 4.3.2 Deliniasi Sinyal dengan LSTM | 98 |

| | | |
|------------------------------|---------------------------------------------------------------|------------|
| 4.3.3 | Deliniasi Sinyal dengan CNN-LSTM..... | 108 |
| 4.3.4 | Deliniasi Sinyal dengan CNN-BiLSTM | 117 |
| 4.4. | Perbandingan Kinerja Model | 126 |
| 4.5. | Pengujian Model Terbaik dengan data LUDB 12 <i>Lead</i> | 126 |
| BAB V KESIMPULAN..... | | 136 |
| 5.1. | Kesimpulan | 136 |
| DAFTAR PUSTAKA | | 137 |

DAFTAR GAMBAR

| | Halaman |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------|----------------|
| Gambar 2. 1 Morfologi Gelombang EKG [16] | 5 |
| Gambar 2. 2 Morfologi Kompleks QRS [17] | 6 |
| Gambar 2. 3 Ilustrasi blok LSTM dan memory cell units [24] | 9 |
| Gambar 2. 4 (a) forward pass dan (b) backward pass pada LSTM [27] | 10 |
| Gambar 3. 1 Metodologi Penelitian | 15 |
| Gambar 3. 2 Diagram Alir Pra Pengolahan Data..... | 17 |
| Gambar 3. 3 Perbandingan Sinyal Awal dengan Sinyal Hasil TWD | 19 |
| Gambar 3. 4 Perbandingan Sinyal Hasil TWD dengan Normalisasi | 21 |
| Gambar 3. 5 Sampel Hasil Segmentasi Sinyal EKG | 22 |
| Gambar 3. 6 Arsitektur CNN dan LSTM | 26 |
| Gambar 4. 1 Grafik Akurasi Model 1 | 31 |
| Gambar 4. 2 Sampel Hasil Deliniasi Sinyal dengan Model 1 | 36 |
| Gambar 4. 3 Grafik Akurasi Model 2..... | 37 |
| Gambar 4. 4 Sampel Hasil Deliniasi Sinyal dengan Model 2 | 43 |
| Gambar 4. 5 Grafik Akurasi Model 3..... | 44 |
| Gambar 4. 6 Sampel Hasil Deliniasi Sinyal dengan Model 3 | 49 |
| Gambar 4. 7 Grafik Akurasi Model 4..... | 50 |
| Gambar 4. 8 Sampel Hasil Deliniasi Sinyal Model 4..... | 55 |
| Gambar 4. 9 Grafik Akurasi Model 5..... | 56 |
| Gambar 4. 10 Sampel Hasil Deliniasi Sinyal dengan Model 5..... | 62 |
| Gambar 4. 11 Grafik Akurasi Model 6..... | 63 |
| Gambar 4. 12 Sampel Hasil Deliniasi Sinyal dengan Model 6..... | 68 |
| Gambar 4. 13 Grafik Akurasi Model 7 | 69 |
| Gambar 4. 14 Sampel Hasil Deliniasi Sinyal dengan Model 7 | 74 |
| Gambar 4. 15 Grafik Akurasi Model 8..... | 75 |
| Gambar 4. 16 Sampel Hasil Deliniasi Sinyal dengan Model 8..... | 80 |
| Gambar 4. 17 Sampel Fitur Data Lead II Hasil Fitur Ekstraksi dengan CNN 15 Layer | 86 |
| Gambar 4. 18 Kurva P-R pada Data Uji Masing-Masing Lead | 92 |
| Gambar 4. 19 Sampel Hasil Deliniasi Sinyal 6 Lead | 98 |

| | | |
|---------------------|------------------------------------------------------------------|-----|
| Gambar 4. 20 | Kurva Presisi-Recall Model LSTM pada tiap Lead Data Uji | 102 |
| Gambar 4. 21 | Sampel Hasil Deliniasi Sinyal 6 Lead dengan LSTM | 107 |
| Gambar 4. 22 | Kurva Presisi-Recall Model 11 pada tiap Lead Data Uji | 111 |
| Gambar 4. 23 | Sampel Hasil Deliniasi Sinyal 6 Lead dengan Model 11 | 116 |
| Gambar 4. 24 | Kurva Presisi-Recall Model 14 pada tiap Lead Data Uji | 120 |
| Gambar 4. 25 | Sampel Hasil Deliniasi Sinyal 6 Lead dengan Model 14 | 125 |
| Gambar 4. 26 | Kurva Presisi-Recall Model Terbaik pada tiap Lead Data Uji | 130 |

DAFTAR TABEL

| | Halaman |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------|
| Tabel 2. 1 Matriks Konfusi | 11 |
| Tabel 3. 1 Jumlah Rekaman Berdasarkan Jenis Detak Jantung..... | 16 |
| Tabel 3. 2 Jumlah Gelombang Beranotasi..... | 16 |
| Tabel 3. 3 Nilai SNR fungsi wavelet..... | 18 |
| Tabel 3. 4 Jumlah Pembagian Beat untuk Data Latih dan Data Uji LUDB | 23 |
| Tabel 3. 5 Rancangan Arsitektur Ekstraksi Fitur CNN..... | 24 |
| Tabel 3. 6 Parameter Classifier LSTM..... | 27 |
| Tabel 3. 7 Rancangan Arsitektur Deliniasi Sinyal dengan CNN-LSTM | 27 |
| Tabel 3. 8 Rancangan Arsitektur Deliniasi Sinyal dengan CNN-BiLSTM | 28 |
| Tabel 4. 1 Evaluasi Performa Pelatihan 8 Rancangan Model..... | 29 |
| Tabel 4. 2 Evaluasi Performa Pengujian 8 Rancangan Model | 30 |
| Tabel 4. 3 Matriks Konfusi Pengujian Model 1 terhadap Data Uji | 31 |
| Tabel 4. 4 Matriks Konfusi Pengujian Model 2 terhadap Data Uji | 38 |
| Tabel 4. 5 Matriks Konfusi Pengujian Model 3 terhadap Data Uji | 45 |
| Tabel 4. 6 Matriks Konfusi Pengujian Model 4 terhadap Data Uji | 51 |
| Tabel 4. 7 Matriks Konfusi Pengujian Model 5 terhadap Data Uji | 57 |
| Tabel 4. 8 Matriks Konfusi Pengujian Model 6 terhadap Data Uji | 64 |
| Tabel 4. 9 Matriks Konfusi Pengujian Model 7 terhadap Data Uji | 69 |
| Tabel 4. 10 Matriks Konfusi Pengujian Model 8 terhadap Data Uji | 76 |
| Tabel 4. 11 Evaluasi Pengujian 6 Lead Data Uji dengan Model 8 | 81 |
| Tabel 4. 12 Perbandingan Performa Model dengan Tuning Parameter Learning Rate . | 87 |
| Tabel 4. 13 Perbandingan Performa Model dengan Tuning Parameter Batch Size..... | 87 |
| Tabel 4. 14 Perbandingan Performa Model dengan Tuning Parameter Epoch | 88 |
| Tabel 4. 15 Evaluasi Performa Model CNN terhadap Data Uji | 89 |
| Tabel 4. 16 Matriks Konfusi Pengujian Model CNN terhadap Data Uji | 93 |
| Tabel 4. 17 Evaluasi Performa Model LSTM terhadap Data Uji | 99 |
| Tabel 4. 18 Matriks Konfusi Pengujian Model LSTM terhadap Data Uji | 102 |
| Tabel 4. 19 Perbandingan Pengujian Rancangan Model CNN-LSTM terhadap Sampel Data Lead II..... | 108 |

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Tabel 4. 20 Evaluasi Performa Model 11 terhadap Data Latih dan Uji | 109 |
| Tabel 4. 21 Matriks Konfusi Pengujian Model 11 terhadap Data Uji..... | 112 |
| Tabel 4. 22 Perbandingan Kinerja Model dengan Pengujian pada Data Lead II..... | 117 |
| Tabel 4. 23 Evaluasi Performa Model 14 terhadap Data Uji 6 Lead | 118 |
| Tabel 4. 24 Matriks Konfusi Pengujian Model 14 terhadap Data Uji..... | 121 |
| Tabel 4. 25 Perbandingan Kinerja Model terhadap Metode CNN, LSTM, CNN-LSTM, dan CNN-BiLSTM..... | 126 |
| Tabel 4. 26 Evaluasi Performa Model Terbaik terhadap 12 Lead Data Uji | 127 |
| Tabel 4. 27 Matriks Konfusi Pengujian Model Terbaik terhadap Data Uji | 131 |

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Elektrodiagram (EKG) adalah suatu grafik yang menggambarkan rekaman aktivitas elektrik jantung tersadap melalui elektroda-elektroda yang dipasang pada tubuh. Sinyal EKG dari tiga gelombang dasar yaitu gelombang P, Kompleks QRS, dan T [1]. Analisa gelombang sinyal EKG telah digunakan untuk mengenali banyak variabilitas tentang aktivitas jantung [2], contohnya seperti analisis hubungan antara gelombang P dan Kompleks QRS membantu membedakan sejumlah Aritmia jantung dan interval PR yang bervariasi dapat menandakan jenis lain dari blok jantung, dan sebagainya [3].

Deliniasi adalah proses identifikasi posisi interval dan amplitudo pada fitur setiap gelombang. Deliniasi dapat membantu proses analisa gelombang sinyal EKG secara otomatis [4]. Analisa sinyal EKG saat ini masih dilakukan secara manual sehingga masih memberikan kesalahan manusia seperti interpretasi yang keliru. Adanya deliniasi sinyal EKG secara otomatis mampu menurunkan kesalahan interpretasi oleh manusia [5]–[7].

Saat ini telah digunakan beberapa metode konvensional dalam deliniasi sinyal EKG seperti transformasi *wavelet*, *phasor transform*, *dynamic time warping*, dan *low-pass differentiation*. Walaupun metode ini menghasilkan performa yang baik, metode ini memiliki kekurangan dalam kebutuhan parameternya yang harus disesuaikan secara manual berdasarkan *dataset* yang digunakan. Selain itu model yang telah di-*tuning* sering menghasilkan kinerja yang buruk saat diuji dengan *dataset* yang lain [8]. Sehingga, untuk mengatasi kekurangan tersebut dikembangkan model dengan menggunakan algoritma *machine learning*.

Upaya dalam mengatasi kekurangan pada metode konvensional adalah dikembangkannya pendekatan dengan menggunakan algoritma *machine learning*. Beberapa metode *machine learning* dalam deliniasi sinyal EKG ialah *Hidden Markov*, *Support Vector Machine*, *K-nearest Neighbor*, dan *Neural Network*. Metode *machine learning* memberikan kemudahan dalam deliniasi sinyal EKG

dengan menjadikan sinyal EKG sebagai fitur masukkan pada *machine learning*. Akan tetapi, ketergantungan fitur yang didefinisikan secara manual juga menjadi kelemahan bagi metode ini [8], [9].

Metode *deep learning* merupakan salah satu upaya dalam mengatasi batasan pada metode *machine learning*. Metode ini dapat mempelajari fitur-fitur masukkan secara otomatis [10]. Penggunaan *deep learning* telah banyak digunakan dalam pemrosesan sinyal EKG contohnya metode *Convolutional Neural Network* (CNN) [11], *Deep Auto Encoder* (DAE) [12], dan *Recurrent Neural Network* (RNN) [13].

RNN adalah metode *deep learning* yang didesain untuk melakukan klasifikasi dan prediksi data dalam urutan waktu tertentu. RNN dapat mempelajari tipe data *time series* karena RNN bekerja dengan meneruskan informasi dari satu langkah waktu ke langkah selanjutnya [13]. Salah satu kelemahan yang dimiliki oleh metode RNN adalah *exploding* dan *vanishing* gradients. Salah satu cara mengatasi permasalahan ini adalah dengan memodifikasi arsitektur model dengan memasukkan unit gerbang yang dirancang khusus untuk menyimpan informasi selama waktu periode yang lama. Mekanisme gerbang yang paling dikenal saat ini adalah *Long-Short Term Memory* (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU) [10], [13].

CNN adalah metode *deep learning* yang sedang banyak digunakan sekarang ini. CNN mampu melakukan fitur ekstraksi dan klasifikasi secara bersamaan. CNN menggunakan konvolusi dan *pooling* layer untuk menghasilkan *deep network* yang mampu mengekstraksi fitur dan mengurangi dimensinya di waktu yang bersamaan. [14]

Pada deliniasi sinyal EKG kali ini, metode yang akan digunakan ialah gabungan model arsitektur CNN dan LSTM. Pada penelitian ini, CNN berfungsi sebagai ekstraktor fitur sinyal EKG dan LSTM sebagai *classifier* gelombang sinyal. Pengujian model ini akan diuji dengan menggunakan dataset Lobachevsky University Database (LUDB). Model nantinya akan melakukan deliniasi sinyal EKG terhadap gelombang P, Kompleks QRS dan T.

1.2. Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang dijelaskan, maka perumusan masalah yang akan dibahas adalah sebagai berikut :

1. Bagaimana membangun model CNN-LSTM untuk melakukan deliniasi sinyal EKG *multi-lead* terhadap *dataset* LUDB?
2. Bagaimana model tersebut dapat menghasilkan kinerja presisi-*recall* yang sesuai dengan yang diharapkan?

1.3. Batasan Masalah

Berikut batasan masalah pada Tugas Akhir ini, yaitu :

1. Penelitian ini menggunakan data dari LUDB.
2. Deliniasi sinyal EKG hanya dilakukan terhadap gelombang P, Kompleks QRS, dan T.
3. Penelitian ini merupakan simulasi program dengan menggunakan Bahasa pemrograman *Python*.

1.4. Tujuan

Tujuan yang akan dicapai dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Membangun model CNN-LSTM untuk deliniasi sinyal EKG *multi-lead* dengan menggunakan *dataset* LUDB.
2. Menghasilkan model CNN-LSTM dengan kinerja presisi-*recall* yang sesuai dengan yang diharapkan.

1.5. Sistematika Penulisan

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

BAB I PENDAHULUAN

Bab pertama akan memaparkan sistematis mengenai latar belakang, tujuan penelitian, rumusan masalah, serta bentuk sistematika penelitian.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab kedua akan menjelaskan teori-teori dasar yang akan menjadi landasan dari penelitian ini. Dasar teori yang akan dibahas pada bab ini adalah literatur mengenai sinyal EKG, morfologi sinyal EKG, transformasi *wavelet* diskrit, *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 dara, pengurangan derau sinyal, normalisasi dan segmentasi sinyal, fitur ekstraksi dan klasifikasi.

BAB IV HASIL DAN ANALISIS

Bab ini akan memaparkan hasil pengujian yang diperoleh dan menjelaskan Analisa terhadap hasil penelitian yang telah dilakukan.

BAB V KESIMPULAN

Bab ini akan menampung simpulan yang dapat disimpulkan dari hasil keseluruhan penelitian dan analisa terhadap penelitian yang telah dilakukan.

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 Aug. 24, 2021).
- [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 Aug. 24, 2021).
- [3] E. L. Utari, “Analisa Deteksi Gelombang Qrs Untuk Menentukan Kelainan Fungsi Kerja Jantung,” *Teknoin*, vol. 22, no. 1, pp. 27–37, 2016, doi: 10.20885/teknoin.vol22.iss1.art4.
- [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] G. de Lannoy, B. Frenay, M. Verleysen, and J. Delbeke, “Supervised ECG Delineation Using the Wavelet Transform and Hidden Markov Models,” *IFMBE Proc.*, vol. 22, pp. 22–25, 2009, doi: 10.1007/978-3-540-89208-3_7.
- [7] 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.
- [8] D. Jia *et al.*, “An Electrocardiogram Delineator via Deep Segmentation Network,” *Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. EMBS*, no. July, pp. 1913–1916, 2019, doi: 10.1109/EMBC.2019.8856987.
- [9] J. Wang, R. Li, R. Li, and B. Fu, “A knowledge-based deep learning method for ECG signal delineation,” *Futur. Gener. Comput. Syst.*, vol. 109, pp. 56–

- 66, Aug. 2020, doi: 10.1016/J.FUTURE.2020.02.068.
- [10] A. Peimankar and S. Puthusserypady, “DENS-ECG: A Deep Learning Approach for ECG Signal Delineation,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 165, May 2020, Accessed: Aug. 24, 2021. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2005.08689v1>.
 - [11] 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.
 - [12] 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.
 - [13] 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>.
 - [14] G. Petmezas *et al.*, “Automated Atrial Fibrillation Detection using a Hybrid CNN-LSTM Network on Imbalanced ECG Datasets,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 63, p. 102194, Jan. 2021, doi: 10.1016/J.BSPC.2020.102194.
 - [15] Andrianto and M. Ardiana, “BUKU AJAR BELAJAR CEPAT EKG - Google Play Buku,” *Airlangga University Press*, 2019. <https://play.google.com/books/reader?id=eaRHEAAAQBAJ&pg=GBS.PA44> (accessed Jan. 08, 2022).
 - [16] H. Sulastomo *et al.*, “Buku Manual Keterampilan Klinis Interpretasi Pemeriksaan Elektrokardiografi (Ekg),” *SkillsLab.Fk.Uns.Ac.Id*, pp. 1–30, 2019.
 - [17] B. S. Purwowiyoto, “Elaktrokardiologi, EKG-6 Plus, Buku Ajar

- untukTeknisi Kardiovaskular: Dispersi Mikrovoltase (DM), Variabilitas Detak Jantung (HRV), Mikroalternasi Glb. T (mTWA)," 2020, Accessed: Aug. 25, 2021. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=VvMTEAAAQBAJ>.
- [18] M. Risnasari, "Penekanan Noise Pada Sinyal Ekg Menggunakan Transformasi Wavelet," *Edutic - Sci. J. Informatics Educ.*, vol. 1, no. 1, 2015, doi: 10.21107/edutic.v1i1.397.
 - [19] 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, doi: 10.15676/ijeei.2012.4.2.9.
 - [20] Y. Xu, J. B. Weaver, D. M. Healy, and J. Lu, "Wavelet Transform Domain Filters: A Spatially Selective Noise Filtration Technique," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 3, no. 6, pp. 747–758, 1994, doi: 10.1109/83.336245.
 - [21] "Pengenalan Machine Learning Menggunakan Jupyter Notebook - Google Books." https://www.google.co.id/books/edition/Pengenalan_Machine_Learning_Menggunakan/_uMREAAAQBAJ?hl=id&gbpv=0 (accessed Jan. 08, 2022).
 - [22] J. Effendi, "Otomatisasi Deliniasi Sinyal Elektrokardiogram Menggunakan Metode Long Short-Term Memory Berbasis Ekstraksi Fitur Convolutional Neural Network 1-Dimensi," Universitas Sriwijaya, 2020.
 - [23] 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.
 - [24] Ö. Yildirim, "A novel wavelet sequence based on deep bidirectional LSTM network model for ECG signal classification," *Comput. Biol. Med.*, vol. 96, pp. 189–202, May 2018, doi: 10.1016/J.COMPBIOMED.2018.03.016.
 - [25] 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, Feb. 2019, doi: 10.3346/JKMS.2019.34.E64.

- [26] K. Kim, “Arrhythmia Classification in Multi-Channel ECG Signals Using Deep Neural Networks,” p. 32, 2018, [Online]. Available: <https://www2.eecs.berkeley.edu/Pubs/TechRpts/2018/EECS-2018-80.pdf>.
- [27] A. Darmawahyuni, S. Nurmaini, and Sukemi, “Deep Learning with Long Short-Term Memory for Enhancement Myocardial Infarction Classification,” *Proc. 2019 6th Int. Conf. Instrumentation, Control. Autom. ICA 2019*, pp. 19–23, Jul. 2019, doi: 10.1109/ICA.2019.8916683.
- [28] A. Darmawahyuni *et al.*, “Deep Learning with a Recurrent Network Structure in the Sequence Modeling of Imbalanced Data for ECG-Rhythm Classifier,” *Algorithms 2019, Vol. 12, Page 118*, vol. 12, no. 6, p. 118, Jun. 2019, doi: 10.3390/A12060118.
- [29] Z. Cui, R. Ke, Z. Pu, and Y. Wang, “Stacked bidirectional and unidirectional LSTM recurrent neural network for forecasting network-wide traffic state with missing values,” *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, vol. 118, p. 102674, Sep. 2020, doi: 10.1016/J.TRC.2020.102674.
- [30] T. A. Dina, “Klasifikasi Gelombang PQRST pada Sinyal Elektrokardiogram menggunakan Metode Long Short-Term Memory,” Universitas Sriwijaya, 2021.
- [31] A. I. Kalyakulina *et al.*, “LUDB: A new open-access validation tool for electrocardiogram delineation algorithms,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 186181–186190, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3029211.
- [32] R. A. Prayoga, *DELINIASI SINYAL ELEKTROKARDIOGRAM MULTI-LEAD MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*. 2021.