

DETEKSI ELEVASI DAN DEPRESI SEGMENT ST SINYAL
ELEKTROKARDIOGRAM BERBASIS *MEDICAL RULES*
DENGAN PENDEKATAN DELINEASI MENGGUNAKAN
MODEL *DEEP LEARNING*

Diajukan Sebagai Syarat Untuk Menyelesaikan
Pendidikan Program Strata-1 Pada
Jurusan Teknik Informatika



Oleh:

Rendy Isdwanta

NIM: 09021282126073

Jurusan Teknik Informatika

FAKULTAS ILMU KOMPUTER UNIVERSITAS SRIWIJAYA

Tahun 2024

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

Deteksi Elevasi dan Depresi Segmen ST Sinyal Elektrokardiogram Berbasis
Medical Rules dengan Pendekatan Delineasi Menggunakan Model *Deep Learning*

Oleh:

Rendy Isdwanta
NIM: 09021282126073

Palembang, 23 Desember 2024

Pembimbing I



Annisa Darmawahyuni, M.Kom.
NIP 199006302023212044

Mengetahui,
Ketua Jurusan Teknik Informatika,



Hadipurnawan Satria, Ph.D
NIP 198004182020121001

TANDA LULUS UJIAN KOMPREHENSIF SKRIPSI

Pada hari Jumat tanggal 27 Desember 2024 telah dilaksanakan ujian komprehensif skripsi oleh Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya

Nama Mahasiswa : Rendy Isdwanta
NIM : 09021282126073
Judul Skripsi : Deteksi Elevasi dan Depresi Segmen ST Sinyal Elektrokardiogram Berbasis *Medical Rules* dengan Pendekatan Delincasi Menggunakan Model *Deep Learning*

dan dinyatakan LULUS

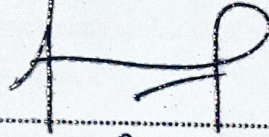
1. Ketua Penguji

Dian Palupi Rini, Ph.D.
NIP 197802232003042802



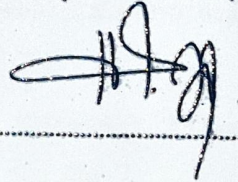
2. Penguji I

Dr. M. Fachrurrozi, M.T.
NIP 198005222008121002



3. Pembimbing I

Annisa Darmawahyuni, M.Kom.
NIP 199006302023212044



Mengetahui,
Ketua Jurusan Teknik Informatika



Hadipurnawan Satria, Ph.D.
NIP 198004182020121001

HALAMAN PERNYATAAN BEBAS PLAGIAT

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Rendy Isdwanta
NIM : 09021282126073
Program Studi : Teknik Informatika Bilingual
Judul Skripsi : Deteksi Elevasi dan Depresi Segmen ST Sinyal Elektrokardiogram Berbasis *Medical Rules* dengan Pendekatan Delineasi Menggunakan Model *Deep Learning*

Hasil Pengecekan *Turnitin*: 3%

Menyatakan bahwa laporan tugas akhir merupakan hasil karya saya sendiri dan bukan hasil penjiplakan/plagiat. Apabila ditemukan unsur penjiplakan/plagiat dalam laporan tugas akhir ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dari Universitas Sriwijaya sesuai dengan ketentuan yang berlaku.

Demikian, pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya dan tidak ada paksaan oleh siapa pun.



Palembang, 23 Desember 2024

Penulis,



Rendy Isdwanta

NIM 09021282126073

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

“The right man in the wrong place can make all the difference in the world.”

— **G-Man**

“An idiot admires complexity, a genius admires simplicity. A physicist tries to make it simple. For an idiot, anything the more complicated it is, the more he will admire it. If you make something so clusterfucked he can't understand it, he's gonna think you're a god because you made it so complicated nobody can understand it. That's how they write journals in Academics, they try to make it so complicated, people think you're a genius.”

— **Terry A. Davis**

Kupersembahkan karya tulis ini kepada :

- Tuhan Yang Maha Esa
- Orang tua dan keluargaku
- Teman seperjuanganku

ABSTRACT

An accurate early detection of ST-segment elevation and depression in electrocardiogram (ECG) signals is a crucial step in diagnosing cardiovascular disease, such as myocardial infarction and myocardial ischemia. In clinical practice, cardiac conditions diagnosis is typically performed by cardiologists, or trained medical professionals. However, this way of diagnosing manually has some apparent limitations, such as shortage of trained medical professionals and variability amongst observers. Therefore, an accurate and consistent method for detecting ST-segment elevation and depression is necessary. This study proposes a method to detect ST-segment elevation and depression based on medical rules through delineation approach using ConvBiLSTM model. Twelve delineation models were developed for 12-lead ECG signals, segmenting the ECG waves into seven classes, namely $P_{on} - P_{off}$, $P_{off} - QRS_{on}$, $QRS_{on} - R_{peak}$, $R_{peak} - QRS_{off}$, $QRS_{off} - T_{on}$, $T_{on} - T_{off}$, and $T_{off} - P_{on}$. The delineation results are used to determine J-point and baseline amplitude, which are used to interpret ST-segment elevation and depression according to the predefined medical rules. The lead V6 delineation model demonstrated the best performance, achieving an accuracy of 99.54%, an error rate of 0.46%, a precision of 95.45%, and an F1-score of 95.43%. The detection process using this approach effectively interprets ST-segment elevation and depression. Future research may address the identified limitations by improving the delineation model's performance or exploring alternative detection methods beyond delineation.

Keywords: ST-segment elevation, ST-segment depression, Medical rules-based detection, ECG signal, ECG signal delineation, ConvBiLSTM.

ABSTRAK

Deteksi dini akurat elevasi dan depresi segmen ST sinyal elektrokardiogram (EKG) merupakan tahapan krusial dalam mendiagnosa penyakit jantung seperti infark miokard dan iskemia miokardial. Pada praktik klinisnya, diagnosa kondisi jantung dilakukan oleh kardiologis atau tenaga medis terlatih. Namun, interpretasi manual ini memiliki keterbatasan, seperti terbatasnya tenaga medis terlatih dan variabilitas antar pengamat. Oleh karena itu diperlukan suatu cara untuk melakukan deteksi elevasi dan depresi segmen ST dengan akurat dan konsisten. Pada penelitian ini diusulkan proses deteksi elevasi dan depresi segmen ST berbasis *medical rules* dengan pendekatan delineasi menggunakan model ConvBiLSTM. Dihasilkan dua belas model delineasi pada 12-lead EKG yang mendelineasi tujuh kelas gelombang sinyal ECG yakni, $P_{on} - P_{off}$, $P_{off} - QRS_{on}$, $QRS_{on} - R_{peak}$, $R_{peak} - QRS_{off}$, $QRS_{off} - T_{on}$, $T_{on} - T_{off}$, dan $T_{off} - P_{on}$. Hasil delineasi dapat digunakan untuk menentukan amplitude *J-point* dan *baseline* yang akan digunakan untuk menginterpretasikan elevasi dan depresi segmen ST berdasarkan *medical rules* yang ditentukan. Didapati model delineasi lead V6 yang memiliki performa terbaik, yaitu dengan dengan *accuracy* 99,54%, *error rate* 0,46%, *precision* 95,45%, dan *f1-score* 95,43%. Proses deteksi dengan pendekatan ini dapat dengan baik menginterpretasi elevasi dan depresi segmen ST. Untuk penelitian selanjutnya dapat menanggulangi limitasi yang ditemukan dengan meningkatkan performa model delineasi atau bahkan mempertimbangkan menggunakan metode pendekatan deteksi selain delineasi.

Kata Kunci: Elevasi segmen ST, Depresi segmen ST, Deteksi berbasis *medical rules*, Sinyal ECG, Delineasi sinyal ECG, ConvBiLSTM.

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa yang telah melimpahkan rahmat dan berkah-Nya dalam penulisan laporan tugas akhir ini yang berjudul **“Deteksi Elevasi dan Depresi Segmen ST Sinyal Elektrokardiogram Berbasis *Medical Rules* dengan Pendekatan Delineasi Menggunakan Model *Deep Learning*”** sehingga dapat selesai pada waktunya dengan lancar. Laporan tugas akhir ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat untuk menyelesaikan pendidikan program Strata-1 pada Fakultas Ilmu Komputer Program Studi Teknik Informatika di Universitas Sriwijaya.

Dalam penelitian dan penulisan laporan tugas akhir ini banyak pihak yang telah memberikan bantuan beserta dukungan baik secara langsung maupun tidak langsung. Penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih kepada:

1. Orang tua saya yang telah memberikan dukungan dan doa di setiap langkah saya.
2. Ibu Annisa Darmawahyuni, S.Kom., M.Kom. selaku pembimbing tunggal, yang telah memberikan bimbingan dan arahan serta motivasi dalam proses penelitian dan penulisan laporan tugas akhir ini.
3. Ibu Desty Rodiah, S.Kom., M.T. selaku pembimbing akademik yang telah memberikan bimbingan dan persetujuan langkah akademik saya selama perkuliahan ini.
4. Teman-teman penulis yang memberikan motivasi serta canda dan tawa.

Penulis menyadari dalam penyusunan laporan tugas akhir ini masih terdapat kekurangan, oleh karena itu kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan. Akhir kata, semoga semua yang tertuang pada penelitian dan laporan tugas akhir ini dapat berguna kedepannya.

Palembang, 31 Oktober 2024

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI	ii
TANDA LULUS UJIAN KOMPREHENSIF SKRIPSI	iii
HALAMAN PERNYATAAN BEBAS PLAGIAT.....	iv
ABSTRACT.....	vi
ABSTRAK	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiv
BAB 1 PENDAHULUAN	1-1
1.1. Latar Belakang Masalah.....	1-1
1.2. Rumusan Masalah	1-3
1.3. Tujuan Penelitian.....	1-4
1.4. Manfaat Penelitian.....	1-4
1.5. Batasan Masalah.....	1-4
1.6. Sistematika Penulisan.....	1-5
1.7. Kesimpulan.....	1-6
BAB 2 KAJIAN LITERATUR	2-1
2.1. Sinyal <i>Electrocardiogram</i>	2-1
2.1.1. Delineasi Sinyal ECG	2-2
2.1.2. Elevasi dan Depresi Segmen ST	2-3
2.2. Discrete Wavelet Transform	2-5

2.3.	Model Convolutional and Bidirectional Long Short Term Memory	2-6
2.3.1.	Layer Konvolusi.....	2-7
2.3.2.	Bidirectional LSTM	2-8
2.4.	Pengukuran <i>Performance Metrics</i>	2-8
2.5.	Iterative Waterfall <i>Software Development Life Cycle</i>	2-10
2.6.	Penelitian Lain yang Relevan.....	2-12
2.6.1.	Beat-to-Beat Electrocardiogram Waveform Classification Based on a Stacked Convolutional and Bidirectional Long Short-Term Memory	2-12
2.6.2.	Improved Delineation Model of a Standard 12-Lead Electrocardiogram Based on a Deep Learning Algorithm	2-13
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN.....		3-1
3.1.	Pengumpulan Data	3-1
3.1.1.	Jenis Data	3-1
3.1.2.	Sumber Data.....	3-1
3.1.3.	Metode Pengumpulan Data	3-2
3.2.	Tahapan Penelitian.....	3-5
3.2.1.	ECG <i>Preprocessing</i>	3-5
3.2.2.	ECG <i>Waveform Classification (Delineasi)</i>	3-9
3.2.3.	Deteksi Elevasi dan Depresi Segmen ST	3-11
3.3.	Metode Pengembangan Perangkat Lunak	3-12
3.4.	Manajemen Proyek Penelitian.....	3-13
BAB 4 PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK		4-1
4.1.	Metode <i>Iterative Waterfall</i>	4-1
4.1.1.	Tahap Analisis Kebutuhan (<i>Requirement Analysis</i>).....	4-1
4.1.2.	Tahap Desain (<i>Design</i>).....	4-8

4.1.3.	Tahap Implementasi (<i>Implementation</i>)	4-17
4.1.4.	Tahap Integrasi dan Testing (<i>Integration and Testing</i>).....	4-24
4.2.	Kesimpulan.....	4-26
BAB 5 HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN.....		5-27
5.1.	Konfigurasi Penelitian	5-27
5.2.	Analisis Hasil Penelitian	5-29
5.2.1.	Analisis Hasil Delineasi	5-29
5.2.2.	Analisis Hasil Deteksi	5-44
5.3.	Kesimpulan.....	5-47
BAB 6 KESIMPULAN DAN SARAN		6-1
6.1.	Kesimpulan.....	6-1
6.2.	Saran.....	6-2
DAFTAR PUSTAKA.....		xvi
LAMPIRAN.....		xx

DAFTAR TABEL

Tabel 2-1. Penjabaran ringkas beberapa <i>performance metrics</i>	2-9
Tabel 3-1. <i>Wavelet function</i> dan nilai SNR-nya pada <i>denoising</i> data LUDB	3-6
Tabel 3-2. Banyak <i>beat</i> hasil segmentasi pada setiap lead	3-9
Tabel 3-3. Model ConvBiLSTM yang diusulkan	3-9
Tabel 3-4. Format data pengujian <i>performance metrics</i> delineasi.....	3-10
Tabel 3-5. Tabel <i>work breakdown structure</i> (WBS) penelitian	3-14
Tabel 4-1. Tabel kebutuhan fungsional perangkat lunak.....	4-2
Tabel 4-2. Tabel kebutuhan non-fungsional perangkat lunak.....	4-3
Tabel 4-3. Definisi aktor	4-4
Tabel 4-4. Definisi <i>use case</i>	4-4
Tabel 4-5. Skenario UC-1	4-5
Tabel 4-6. Skenario UC-2	4-6
Tabel 4-7. Skenario UC-3	4-6
Tabel 4-8. Skenario UC-4.....	4-7
Tabel 4-9. Skenario UC-5	4-8
Tabel 4-10. Deskripsi rancangan antarmuka pengguna.....	4-11
Tabel 4-11. Deskripsi entitas dan atributnya pada basis data	4-16
Tabel 4-12. Deskripsi beberapa file dan direktori	4-19
Tabel 4-13. Skenario pengujian melakukan deteksi	4-24
Tabel 4-14. Skenario pengujian menghapus <i>record</i> atau hasil deteksi.....	4-25
Tabel 4-15. Skenario pengujian menampilkan hasil deteksi	4-25
Tabel 5-1. Konfigurasi <i>hyperparameter</i> yang digunakan.....	5-27
Tabel 5-2. Konfigurasi prapemrosesan	5-28
Tabel 5-3. Rangkuman <i>performance metrics</i> model delineasi	5-36
Tabel 5-4. <i>Confusion matrix</i> model lead I	5-37
Tabel 5-5. <i>Confusion matrix</i> model lead II.....	5-37
Tabel 5-6. <i>Confusion matrix</i> model lead III	5-38
Tabel 5-7. <i>Confusion matrix</i> model lead aVF.....	5-38

Tabel 5-8. <i>Confusion matrix</i> model lead aVR	5-39
Tabel 5-9. <i>Confusion matrix</i> model lead aVL	5-39
Tabel 5-10. <i>Confusion matrix</i> model lead V1	5-40
Tabel 5-11. <i>Confusion matrix</i> model lead V2	5-40
Tabel 5-12. <i>Confusion matrix</i> model lead V3	5-41
Tabel 5-13. <i>Confusion matrix</i> model lead V4	5-41
Tabel 5-14. <i>Confusion matrix</i> model lead V5	5-42
Tabel 5-15. <i>Confusion matrix</i> model lead V6	5-42

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2-1. Komponen utama grafik ECG – Gelombang P, QRS, T, U, dan segmen ST (Goldberger et al., 2023)	2-2
Gambar 2-2. a) normal, b) c) elevasi segmen ST, d) depresi segmen ST, e) gelombang J (gelombang Osborn)	2-4
Gambar 2-3. Perbandingan <i>hard</i> dan <i>soft thresholding</i> (Dey & Siddiqui, 2021)	2-6
Gambar 2-4. Proses dekomposisi (a) dan rekonstruksi (b) sinyal pada DWT (Baleanu, 2012).....	2-6
Gambar 2-5. Arsitektur Stacked ConvBiLSTM (Nurmaini et al., 2021)	2-7
Gambar 2-6. <i>Confusion matrix</i>	2-9
Gambar 2-7. Alur Iterative Waterfall SDLC	2-12
Gambar 3-1. Sinyal EKG pasien 7 beserta anotasinya	3-4
Gambar 3-2. Kerangka kerja penelitian.....	3-5
Gambar 3-3. Sampel perbandingan antara sinyal <i>raw</i> dan sinyal yang telah <i>didenoise</i> dan dinormalisasi.	3-7
Gambar 3-4. Segmentasi <i>beat-based record</i> 7.....	3-8
Gambar 3-5. 7 kelas segmen yang didelineasi.	3-9
Gambar 3-6. Sampel delineasi dan deteksi (<i>isoelectric line</i> adalah <i>baseline</i>)..	3-12
Gambar 4-1. Diagram <i>use case</i> perangkat lunak yang dikembangkan.....	4-3
Gambar 4-2. Desain awal antarmuka halaman <i>Dashboard</i>	4-9
Gambar 4-3. Desain awal antarmuka <i>widget side panel</i>	4-10
Gambar 4-4. Desain awal antarmuka halaman Hapus.....	4-10
Gambar 4-5. Desain awal antarmuka halaman <i>Result</i>	4-11
Gambar 4-6. <i>Sequence diagram</i> UC-1, UC-2, dan UC-3	4-13
Gambar 4-7. <i>Sequence diagram</i> UC-4	4-14
Gambar 4-8. <i>Sequence diagram</i> UC-5	4-15
Gambar 4-9. ERD perangkat lunak yang dikembangkan	4-16
Gambar 4-10. Antarmuka halaman <i>Dashboard</i>	4-21
Gambar 4-11. Antarmuka <i>widget side panel</i>	4-22

Gambar 4-12. Antarmuka halaman Hapus	4-22
Gambar 4-13. Antarmuka halaman <i>Result</i>	4-23
Gambar 4-14. Antarmuka halaman <i>Result</i> (tombol Detail Deteksi).....	4-23
Gambar 5-1. <i>Learning curve</i> setiap model delineasi	5-32
Gambar 5-2. <i>PR curve</i> model terhadap <i>test set</i>	5-35
Gambar 5-3. Sampel hasil delineasi	5-44
Gambar 5-4. Hasil deteksi <i>record</i> 24 lead V2	5-45
Gambar 5-5. Detail deteksi dan delineasi setiap beat	5-46
Gambar 5-6. Hasil delineasi yang kurang baik.....	5-46

BAB 1

PENDAHULUAN

Bab ini berisi penjabaran awal permasalahan, tujuan dan manfaat penelitian, batasan penelitian, serta sistematika penulisan. Permasalahan yang diangkat sebagai topik pada penelitian ini dijabarkan pada bagian latar belakang dan rumusan masalah. Bagian latar belakang menjelaskan urgensi dari permasalahan ini serta membahas secara singkat penelitian terdahulu yang melatarbelakangi penelitian ini. Bab ini bertujuan untuk memberikan konteks dan gambaran umum yang jelas dari penelitian ini. Pada penelitian ini akan dilakukan deteksi elevasi dan depresi segmen ST pada sinyal ECG dengan pendekatan delineasi berbasis *medical rules* yang kemudian akan dibuatkan perangkat lunaknya. Proses delineasi dilakukan dengan menggunakan model *deep learning*.

1.1. Latar Belakang Masalah

Penyakit jantung (*cardiovascular disease*, CVD) merupakan penyakit penyebab kematian terbanyak di dunia setiap tahunnya. Berdasarkan penelitian yang dilakukan (Mensah et al., 2023) yang menganalisa data statistik CVD setiap tahunnya dari hampir seluruh negara di dunia, menemukan bahwa jumlah kematian yang disebabkan CVD terus meningkat setiap tahunnya, namun persentase kematian yang disebabkan CVD mulai menurun. Pada tahun 1990 sekitar 12,4 juta kematian disebabkan oleh CVD, sedangkan pada tahun 2022 terdapat 19,8 juta kematian disebabkan oleh CVD, tetapi persentase kematian yang disebabkan oleh CVD dari 1990-2022 menurun 39,8%. Bertambahnya populasi, meningkatnya kesadaran akan kesehatan, dan meningkatnya kemampuan medis untuk melakukan diagnosa awal dan mengobati CVD, merupakan faktor utama dari menurunnya persentase kematian yang disebabkan CVD. Namun, CVD tetap menjadi penyebab kematian terbanyak di dunia.

Deteksi dini yang akurat terhadap kondisi jantung diperlukan untuk menurunkan potensi mortalitas ataupun memitigasi kerusakan jantung lebih lanjut.

Oleh karena itu, deteksi dini yang akurat sangat krusial dalam menyelamatkan nyawa pasien dan memberikan penanganan yang tepat. Salah satu cara melakukan deteksi dini, yakni dengan mengidentifikasi morfologi abnormal pada sinyal *electrocardiogram* (ECG). Salah satu bentuk abnormalitas morfologi pada sinyal ECG ialah elevasi dan depresi segmen ST. Dalam praktik klinis, elevasi segmen ST biasanya mengindikasikan terjadinya infark miokard/*myocardial infarction* atau umumnya disebut sebagai serangan jantung, sementara itu depresi segmen ST dapat menunjukkan iskemia miokardial/*myocardial ischemia* dan beberapa kondisi lain, seperti *atrial fibrillation* dan *hypokalemia* (Thygesen et al., 2018). Interpretasi dan diagnosa ECG biasanya dilakukan oleh kardiolog atau tenaga medis terlatih. Namun, interpretasi manual ini memiliki keterbatasan, seperti terbatasnya kesediaan tenaga medis terlatih, variabilitas diagnosa antar pengamat, dan memerlukan waktu yang cukup lama untuk memberikan diagnosa. Kemajuan dalam teknologi kecerdasan buatan, khususnya pada bidang *deep learning*, telah membuka potensi baru dalam analisis data medis. Data sinyal ECG yang dapat direpresentasikan dalam bentuk array memiliki banyak informasi didalamnya. Pada sejumlah penelitian beberapa tahun terakhir telah terdapat beberapa mesin ECG yang berhasil diimplementasikan sistem deteksi dini CVD dengan mempelajari data sinyal ECG dengan algoritma *deep learning* (Zhao et al., 2020). Dengan krusialnya deteksi dini terhadap penanganan pasien CVD khususnya dalam mendeteksi morfologi abnormal sinyal ECG berupa elevasi dan depresi segmen ST yang dapat mengindikasikan kondisi jantung tertentu.

Banyak penelitian yang telah mengeksplorasi berbagai metode untuk melakukan deliniasi sinyal ECG. Pada penelitian yang dilakukan oleh (Martínez et al., 2004), digunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) untuk melakukan deliniasi sinyal ECG dan mendapatkan performa yang baik. Namun, dikutip dari penelitian yang dilakukan (Nurmaini et al., 2021), metode deliniasi konvensional dengan menggunakan *wavelet transform* sangat bergantung pada akurasi segmentasi sinyal ECG dan analisa fiturnya, sehingga menimbulkan ketidakpastian dan kevariasian dari performanya.

Pada penelitian yang dilakukan oleh (Nurmaini et al., 2021), dilakukan delineasi sinyal ECG *single-lead* ke dalam 7 kelas ($P_{on} - P_{off}$, $P_{off} - QRS_{on}$, $QRS_{on} - R_{peak}$, $R_{peak} - QRS_{off}$, $QRS_{off} - T_{on}$, $T_{on} - T_{off}$, dan $T_{off} - P_{on}$) dan diusulkannya arsitektur model yang memiliki layer konvolusi untuk ekstraksi fitur otomatis dan Bidirectional LSTM sebagai klasifier yang diberi nama Stacked ConvBiLSTM. Arsitektur model ini mampu menghasilkan performa delineasi yang baik dan *robust*. Hal ini diperkuat dengan penelitian lanjutan yang dilakukan oleh (Darmawahyuni et al., 2023) yang melakukan delineasi sinyal ECG 12-lead ke dalam 4 kelas (gelombang P, QRS complex, gelombang T, dan *isoelectric line*) dengan arsitektur model yang sama dan dataset yang berbeda. Penelitian ini juga membandingkan arsitektur Bidirectional GRU dan Bidirectional LSTM untuk delineasi dan didapati Bidirectional LSTM lebih unggul performanya.

Oleh karena itu, pada penelitian ini akan dibuat sebuah sistem deteksi elevasi dan depresi segmen ST berbasis *medical rules* dengan pendekatan delineasi dengan menggunakan model Stacked ConvBiLSTM. Pada penelitian ini model Stacked ConvBiLSTM akan dilatih untuk melakukan delineasi sinyal ECG 12-lead ke dalam 7 kelas dengan metode segmentasi *beat-to-beat/beat-based/P-wave to P-wave*. Model yang telah dilatih kemudian akan digunakan untuk melakukan delineasi yang hasilnya digunakan untuk melakukan deteksi elevasi dan depresi segmen ST.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan masalah yang telah dijabarkan pada bagian latar belakang, rumusan masalah dari penelitian ini adalah:

1. Bagaimana cara merancang algoritma berbasis *medical rules* dan delineasi untuk mendeteksi morfologi abnormal sinyal ECG berupa elevasi dan depresi segmen ST yang kokoh?
2. Bagaimana kinerja model Stacked ConvBiLSTM dalam melakukan delineasi 12 lead ke dalam 7 kelas segmen?

3. Apa saja limitasi metode deteksi elevasi dan depresi segmen ST berbasis *medical rules* dengan pendekatan delineasi menggunakan model *deep learning*?

1.3. Tujuan Penelitian

1. Membuat algoritma yang dapat mendeteksi morfologi abnormal sinyal ECG berupa elevasi dan depresi segmen ST berbasis *medical rules* dengan pendekatan delineasi menggunakan model *deep learning* yang kokoh.
2. Mengetahui kinerja model Stacked ConvBiLSTM dalam melakukan delineasi terhadap 12 lead sinyal ECG ke dalam 7 kelas segmen dan menganalisa hasilnya.
3. Menganalisa kinerja hasil deteksi elevasi dan depresi segmen ST berbasis *medical rules* dengan pendekatan delineasi menggunakan model *deep learning* dan menentukan limitasi yang dimiliki metode ini.

1.4. Manfaat Penelitian

1. Bagi bidang medis, penelitian ini dapat digunakan sebagai acuan pembuatan mesin ECG yang mengimplementasikan sistem deteksi dini elevasi dan depresi segmen ST. Diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan kecepatan diagnosa dini serta mengurangi beban kerja tenaga medis.
2. Bagi peneliti, penelitian ini dapat menjadi bahan referensi penelitian selanjutnya mengenai deteksi morfologi abnormal sinyal ECG, delineasi 12 lead ke dalam 7 kelas dengan menggunakan ConvBiLSTM, dan performa deteksi morfologi abnormal sinyal ECG dengan pendekatan delineasi.

1.5. Batasan Masalah

1. Membuat sistem yang dapat mendeteksi morfologi abnormal sinyal ECG berupa elevasi dan depresi segmen ST berbasis *medical rules* yang memerlukan sinyal ECG untuk didelineasi dahulu.

2. Menggunakan dataset publik *Lobachevsky University Electrocardiography Database* (LUDB) yang berisi sinyal ECG dalam format *Waveform-Database* (WFDB).
3. Melakukan deliniasi sinyal ECG kedalam 7 kelas dengan model ConvBiLSTM yang mengacu kepada penelitian terdahulu yang dilakukan Nurmaini et al., (2021).
4. Deliniasi dan deteksi dilakukan pada 12 lead ECG, lead I, II, III, aVF, aVR, aVL, V1, V2, V3, V4, V5, dan V6.
5. Setiap model deliniasi dilatih menggunakan data dari salah satu lead, maka pada penelitian ini dihasilkan 12 model deliniasi.
6. Deliniasi dilakukan dengan data sinyal yang diproses, sedangkan deteksi dilakukan dengan data sinyal mentah mengacu pada penelitian yang dilakukan Thygesen et al., (2018).

1.6. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan skripsi ini adalah sebagai berikut:

BAB I. PENDAHULUAN

Bab ini berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, dan sistematika penulisan. Bab ini bertujuan untuk mengenalkan pembaca kepada permasalahan yang diangkat sebagai topik secara ringkas.

BAB II. KAJIAN LITERATUR

Bab ini menjelaskan teori pendukung mengenai sinyal ECG, morfologi abnormal sinyal ECG khususnya elevasi dan depresi segmen ST, deliniasi sinyal ECG, dan kajian teori mengenai metode yang digunakan dalam deliniasi dan deteksi. Bab ini juga membahas penelitian terdahulu pada topik serupa yang dilakukan oleh (Nurmaini et al., 2021) dan (Darmawahyuni et al., 2023).

BAB III. METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini membahas data yang digunakan pada penelitian, tahapan penelitian, kerangka kerja, diagram alir prosedur penelitian, dan metode pengembangan perangkat lunak secara ringkas.

BAB IV. PENGEMBANGAN PERANGKAT LUNAK

Bab ini membahas proses pengembangan perangkat lunak berdasarkan kerangka kerja yang telah disetujui dan pengujian perangkat lunak yang telah dikembangkan.

BAB V. HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN

Bab ini menjelaskan hasil penelitian beserta analisisnya, seperti analisa performa deteksi sistem yang dikembangkan dan performa model delineasi.

BAB VI. KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi ringkasan dari keseluruhan penelitian dan kesimpulan dari hasil penelitian beserta saran bagi penelitian selanjutnya.

1.7. Kesimpulan

Pentingnya deteksi dini yang akurat dan cepat dalam penanganan penyakit jantung terutama mendeteksi keberadaan morfologi abnormal sinyal ECG berupa elevasi dan depresi segmen ST menjadi topik permasalahan utama pada penelitian ini. Deteksi elevasi dan depresi segmen ST dilakukan berdasarkan *medical rules* yang mendefinisikan kondisi tersebut. Deteksi ini dilakukan pada 12 lead ECG dengan pendekatan delineasi.

DAFTAR PUSTAKA

- Baleanu, D. (2012). *Advances in Wavelet Theory and Their Applications in Engineering, Physics and Technology*. InTech. www.intechopen.com
- Chatterjee, S., Thakur, R. S., Yadav, R. N., Gupta, L., & Raghuvanshi, D. K. (2020). Review of noise removal techniques in ECG signals. *IET Signal Processing*, *14*(9), 569–590. <https://doi.org/10.1049/IET-SPR.2020.0104>
- Darmawahyuni, A., Nurmaini, S., Rachmatullah, M. N., Avi, P. P., Teguh, S. B. P., Sapitri, A. I., Tutuko, B., & Firdaus, F. (2023). Improved delineation model of a standard 12-lead electrocardiogram based on a deep learning algorithm. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, *23*(1), 1–15. <https://doi.org/10.1186/S12911-023-02233-0/TABLES/7>
- Dautov, C. P., & Ozerdem, M. S. (2018). Wavelet transform and signal denoising using Wavelet method. *26th IEEE Signal Processing and Communications Applications Conference, SIU 2018*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/SIU.2018.8404418>
- Dey, I., & Siddiqui, S. (2021). Wavelet Transform for Signal Processing in Internet-of-Things (IoT). *Wavelet Theory*. <https://doi.org/10.5772/INTECHOPEN.95384>
- Goldberger, A. L., Amaral, L. A., Glass, L., Hausdorff, J. M., Ivanov, P. C., Mark, R. G., Mietus, J. E., Moody, G. B., Peng, C. K., & Stanley, H. E. (2000). PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation*, *101*(23). <https://doi.org/10.1161/01.CIR.101.23.E215>
- Goldberger, A. L., Goldberger, Z. D., & Shvilkin, A. (2023). *Goldberger's Clinical Electrocardiography : A Simplified Approach*. (10th ed.). Elsevier.

- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning* (Vol. 1). MIT Press.
- Graves, A. (2012). *Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks* (1st ed.). Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-24797-2>
- Kalyakulina, A. I., Yusipov, I. I., Moskalenko, V. A., Nikolskiy, A. V., Kosonogov, K. A., Osipov, G. V., Zolotykh, N. Y., & Ivanchenko, M. V. (2020). LUDB: A new open-access validation tool for electrocardiogram delineation algorithms. *IEEE Access*, 8, 186181–186190. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3029211>
- Khan, M. G. (2008). Rapid ECG Interpretation. In *Rapid ECG Interpretation* (3rd ed.). Humana Press. <https://doi.org/10.1007/978-1-59745-408-7>
- Martínez, J. P., Almeida, R., Olmos, S., Rocha, A. P., & Laguna, P. (2004). A Wavelet-Based ECG Delineator Evaluation on Standard Databases. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(4), 570–581. <https://doi.org/10.1109/TBME.2003.821031>
- Meek, S., & Morris, F. (2002). ABC of clinical electrocardiography. Introduction. I-Leads, rate, rhythm, and cardiac axis. *BMJ (Clinical Research Ed.)*, 324(7334), 415–418. <https://doi.org/10.1136/BMJ.324.7334.415>
- Mensah, G. A., Fuster, V., Murray, C. J. L., Roth, G. A., Mensah, G. A., Abate, Y. H., Abbasian, M., Abd-Allah, F., Abdollahi, A., Abdollahi, M., Abdulah, D. M., Abdullahi, A., Abebe, A. M., Abedi, A., Abedi, A., Abiodun, O. O., Ali, H. A., Abu-Gharbieh, E., Abu-Rmeileh, N. M. E., ... Roth, G. A. (2023). Global Burden of Cardiovascular Diseases and Risks, 1990-2022. *Journal of the American College of Cardiology*, 82(25), 2350–2473. <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2023.11.007>

- Murthy, I. S. N., & Prasad, G. S. S. D. (1992). Analysis of ECG from Pole-Zero Models. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 39(7), 741–751. <https://doi.org/10.1109/10.142649>
- Naga Malleswari, D., Kumar, M. P., sathvika, D., & Kumar, B. A. (2018). A study on SDLC for water fall and agile. *International Journal of Engineering and Technology(UAE)*, 7(2), 10–13. <https://doi.org/10.14419/IJET.V7I2.32.13516>
- Nurmaini, S., Darmawahyuni, A., Rachmatullah, M. N., Effendi, J., Sapitri, A. I., Firdaus, F., & Tutuko, B. (2021). Beat-to-Beat Electrocardiogram Waveform Classification Based on a Stacked Convolutional and Bidirectional Long Short-Term Memory. *IEEE Access*, 9, 92600–92613. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3092631>
- Peimankar, A., & Puthusserypady, S. (2020). DENS-ECG: A Deep Learning Approach for ECG Signal Delineation. *Expert Systems with Applications*, 165. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113911>
- Thygesen, K., Alpert, J. S., Jaffe, A. S., Chaitman, B. R., Bax, J. J., Morrow, D. A., White, H. D., Corbett, S., Chettibi, M., Hayrapetyan, H., Roithinger, F. X., Aliyev, F., Sujayeva, V., Claeys, M. J., Smajčić, E., Kala, P., Iversen, K. K., Hefny, E. El, Marandi, T., ... Parkhomenko, A. (2018). Fourth Universal Definition of Myocardial Infarction (2018). *Circulation*, 138(20), e618–e651. <https://doi.org/10.1161/CIR.0000000000000617/ASSET/BF0CD03E-E6C8-406C-A29D-E9C464CB6A0A/ASSETS/GRAPHIC/E618FIG09.JPG>
- Tjahjanto, T., Arista, A., & Ermatita, E. (2022). Information System for State-owned inventories Management at the Faculty of Computer Science. *Sinkron*, 7(4), 2182–2192. <https://doi.org/10.33395/SINKRON.V7I4.11678>
- Yochum, M., Renaud, C., & Jacquir, S. (2016). Automatic detection of P, QRS and T patterns in 12 leads ECG signal based on CWT. *Biomedical Signal Processing and Control*, 25, 46–52. <https://doi.org/10.1016/J.BSPC.2015.10.011>

- Zhao, Y., Xiong, J., Hou, Y., Zhu, M., Lu, Y., Xu, Y., Teliewubai, J., Liu, W., Xu, X., Li, X., Liu, Z., Peng, W., Zhao, X., Zhang, Y., & Xu, Y. (2020). Early detection of ST-segment elevated myocardial infarction by artificial intelligence with 12-lead electrocardiogram. *International Journal of Cardiology*, 317, 223–230. <https://doi.org/10.1016/J.IJCARD.2020.04.089>
- Zhu, F., Ye, F., Fu, Y., Liu, Q., & Shen, B. (2019). Electrocardiogram generation with a bidirectional LSTM-CNN generative adversarial network. *Scientific Reports 2019 9:1*, 9(1), 1–11. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-42516-z>