

**DETEKSI ST ELEVATION MYOCARDIAL INFARCTION PADA
SINYAL ELEKTROKARDIOGRAM SINGLE LEAD
MENGUNAKAN KECERDASAN BUATAN**

SKRIPSI

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



OLEH :

GITA CAHYANI

09011281924147

JURUSAN SISTEM KOMPUTER

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

UNIVERSITAS SRIWIJAYA

2023

HALAMAN PENGESAHAN

**DETEKSI ST ELEVATION MYOCARDIAL INFARCTION PADA
SINYAL ELEKTROKARDIOGRAM SINGLE LEAD
MENGUNAKAN KECERDASAN BUATAN**

SKRIPSI

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

Oleh :

GITA CAHYANI

09011281924147

Palembang, 25 Juli 2023

Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer

Pembimbing Tugas Akhir

Dr. Ir. Sukemi, M.T.

NIP. 196612032006041001

Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., Ph.D.

NIP. 196908021994012001

HALAMAN PERSETUJUAN

Telah diuji dan lulus pada :

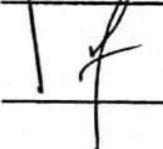
Hari : Kamis

Tanggal : 04 Juli 2023

Tim Penguji :

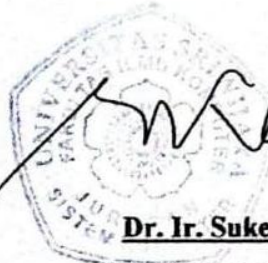
1. Ketua : Dr. Ir. Bambang Tutuko, M.T.
2. Sekretaris : Aditya Putra Perdana P, M.T.
3. Penguji : Dr. Firdaus, M.Kom.
4. Pembimbing : Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., Ph.D.

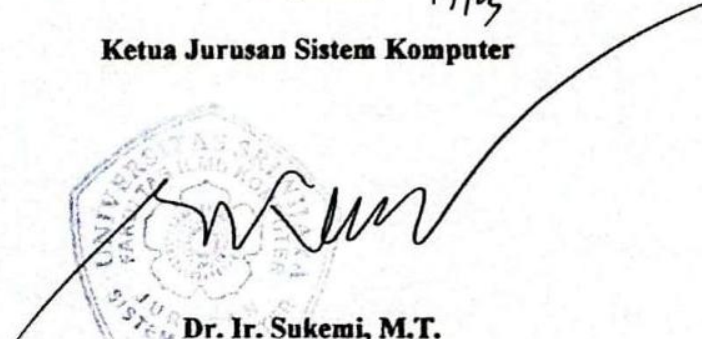
 25/7/2023

Mengetahui, 25/7/23

Ketua Jurusan Sistem Komputer




Dr. Ir. Sukemi, M.T.

NIP. 196612032006041001

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Gita Cahyani

NIM : 09011281924147

Judul : Deteksi ST Elevation Myocardial Infarction Pada Sinyal Elektrokardiogram Single Lead Menggunakan Kecerdasan Buatan

Hasil Pengecekan Software iThenticate/Turnitin : 16 %

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.



Palembang, 02 Juli 2023



Gita Cahyani

NIM. 09011281924147

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Alhamdulillahilahirabbil'alamin, puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT yang telah melimpahkan nikmat, taufik, dan hidayah-Nya yang sangat besar dan tidak pernah berhenti kepada penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan Proposal Tugas Akhir ini yang berjudul **“Deteksi ST Elevation Myocardial Infarction Pada Sinyal Elektrokardiogram Single Lead Menggunakan Kecerdasan Buatan”**. Shalawat beriring salam senantiasa tercurahkan kepada Nabi Muhammad Shalallaahu Alaihi Wasallam yang telah membawa kedamaian dan rahmat untuk semesta alam serta menjadi suri tauladan bagi umatnya.

Pada kesempatan ini, dengan segala kerendahan hati penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak atas bantuan, bimbingan, dan saran yang telah diberikan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini, antara lain:

1. Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan karunia-Nya sehingga saya dapat menyelesaikan penulisan Proposal Tugas Akhir ini dengan baik.
2. Orang tua saya (Nurjaya dan Lasida) saya sangat mengucapkan terimakasih kepada dua malaikat yang ada dalam hidup saya ini. Kepada ibu terimakasih karena telah mengajarkan betapa sulit dan kerasnya hidup sebagai seorang perempuan yang selalu berusaha tegar dalam setiap keadaan terimakasih juga karena telah mengajarkan saya cara untuk hidup dengan menjadi diri sendiri tanpa perlu mendengarkan perkataan orang yang bisa menyakiti hati kita sewaktu-waktu dan kepada ayah terimakasih telah mengajarkan saya cara untuk selalu percaya kepada diri sendiri, terimakasih juga selalu jadi teman berdebat saya sehingga bisa membuat sudut pandang akan dunia ini semakin luas.
3. Kakak laki-laki saya (Yogi Iskandar) yang selalu cuek dan terlihat tidak peduli tetapi sebenarnya banyak memikirkan saya kedepannya akan seperti apa, kakak

perempuan tercinta saya (Fani Risdianti, S.Pd.) yang selalu menjadi tempat curhat disaat saya hampir menyerah selama masa perkuliahan ini, serta keluarga tercinta yang telah membesarkan saya dengan penuh kasih sayang dan selalu mengajarkan saya dalam berbuat baik, memberikan doa, motivasi dan dukungannya baik moril, materi maupun spiritual kepada saya sehingga dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir ini.

4. Bapak Plt. Dekan Prof. Dr. Ir. M.Said, M.Sc selaku Dekan di Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
5. Bapak Julian Supardi, S.Pd., M.T., selaku Dekan Bidang Akademik di Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
6. Bapak Dr. Ir. Sukemi., M.T., selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer di Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
7. Bapak Sutarno, S.T., M.T., selaku Dosen Pembimbing Akademik saya di Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
8. Ibu Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T., selaku Pembimbing Tugas Akhir saya di Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya yang telah berkenan meluangkan waktunya untuk membimbing, memberikan saran dan motivasi kepada saya untuk menyelesaikan Tugas Akhir ini.
9. Mbak Annisa Darmawahyuni, M.Kom., selaku Asisten Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang telah membimbing dan memberi motivasi selama penyelesaian tugas akhir ini.
10. Kak Naufal Rachmatullah, S.Kom., M.T., dan Mbak Ade Iriani Safitri, M.Kom yang selalu memberikan semangat dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
11. Grup riset (IsysRG) yang sudah mengizinkan untuk menggunakan lab serta infrasaturktur yang ada.
12. Ibu Renny Virgasari selaku Admin di Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya yang telah membantu penulis dalam hal-hal administrasi.

13. Beasiswa Bidikmisi yang sudah memberikan kesempatan kepada saya, untuk bisa menjadi salah satu mahasiswa penerima bantuan dari beasiswa tersebut selama masa perkuliahan.
14. Teman-teman seperjuangan Jurusan Sistem Komputer Universitas Sriwijaya Angkatan 2019, terutama sahabat tercinta saya Anggita Putri Anti, Jumiati, Sri Nadhila, dan Yuni Tri Lestari yang sudah menjadi *Support System* saya.
15. Teman-teman seperjuangan Himpunan Mahasiswa Sistem Komputer (Himasisko), dan Network Administrator Club (NAC) Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
16. Seluruh Dosen dan Karyawan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih sangat jauh dari kata sempurna. Untuk itu penulis sangat terbuka jika ada kritik dan saran yang bersifat membangun agar lebih baik di kemudian hari.

Akhir kata dengan segala keterbatasan, penulis berharap semoga laporan Tugas Akhir ini menghasilkan sesuatu yang bermanfaat bagi kita semua khususnya bagi mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya secara langsung ataupun tidak langsung sebagai sumbang pikiran dalam peningkatan mutu pembelajaran dan penelitian.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Palembang, 02 Juli 2023

Penulis,



Gita Cahyani

NIM. 09011281924147

***DETECTION OF ST ELEVATION MYOCARDIAL INFARCTION ON SINGLE
LEAD ELECTROCARDIOGRAM SIGNALS USING ARTIFICIAL
INTELLIGENCE***

GITA CAHYANI (09011281924147)

Computer Engineering Department, Computer Science Faculty, Sriwijaya University

Email : tak.cahyani01@gmail.com

ABSTRACT

Artificial Intelligence (AI) refers to efforts to simulate human intelligence in machines such as computers or robots. AI is a more general concept than Machine Learning, and Deep Learning. Deep learning enables computational models consisting of multiple processing layers to learn data representations with various levels of abstraction in stages. The electrocardiogram signal consists of P, Q, R, S, T and U waves. To identify the waves in the EGK signal, a delineation process was carried out where in this study the data was delineated into eight classes, namely Pwave, PR Segment, Qon-Rpeak, Rpeak-Qoff, ST, Twave, Toff-Pon and Zeropad segments. The use of deep learning methods in the delineation process aims to reduce misinterpretation. In this study, a computer-based delineation system will use deep learning methods. The deep learning method used is LSTM and a combination of CNN-BiLSTM. Signal delineation is carried out on eight wave classes with a total of 24 models designed for each which will be trained and tested with LUDB data. Each model is designed with the best combination of hidden layer, batch size, learning rate, and epoch parameters. The best model obtained is the 4th CNN-BiLSTM model with 13 hidden layers of CNN, and 1 layer of BiLSTM. This model produces the best evaluation results with a value of 0.0001, epochs 400, batch size 8, with an average sensitifity value of 95.57%, 95.54% precision, 99.68% specificity, 99.43% accuracy, 0.57% error, and 95.55% f1-score. Then, from the results of the delineation process for 8 classes, it will be followed by an ST Elevation detection process that focuses on the ST Segment and the PR Segment.

Keywords : *Delineation, Convolutional Neural Network, Long Short-Term Memory, Lobachevsky University Database, ST Elevation, Single-lead*

DETEKSI ST ELEVATION MYOCARDIAL INFARCTION PADA SINYAL ELEKTROKARDIOGRAM SINGLE LEAD MENGGUNAKAN KECERDASAN BUATAN

GITA CAHYANI (09011281924147)

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email : tak.cahyani@gmail.com

ABSTRAK

Kecerdasan Buatan (AI) merujuk pada upaya untuk menyimulasikan kecerdasan manusia dalam mesin seperti komputer atau robot. AI adalah konsep yang lebih umum daripada *Machine Learning*, dan *Deep Learning*. *Deep learning* memungkinkan model komputasi yang terdiri dari beberapa lapisan pemrosesan untuk mempelajari representasi data dengan berbagai tingkat abstraksi secara bertahap. Sinyal elektrokardiogram terdiri dari gelombang P, Q, R, S, T dan U. Untuk mengidentifikasi gelombang pada sinyal EGK maka dilakukanlah proses delineasi dimana pada penelitian ini data terdelineasi menjadi delapan kelas yaitu *Pwave*, *Segmen PR*, *Qon-Rpeak*, *Rpeak-Qoff*, *Segmen ST*, *Twave*, *Toff-Pon*, dan *Zeropad*. Penggunaan metode deep learning pada proses delineasi bertujuan untuk mengurangi kesalahan interpretasi. Pada penelitian ini sistem delineasi berbasis komputer akan menggunakan metode *deep learning*. Adapun metode *deep learning* yang digunakan adalah LSTM serta perpaduan antara CNN-BiLSTM. Delineasi sinyal dilakukan terhadap delapan kelas gelombang dengan jumlah model yang dirancang sebanyak masing-masing 24 model yang akan dilatih dan diuji dengan data LUDB. Masing-masing model dirancang dengan kombinasi parameter *hidden layer*, *batch size*, *learning rate*, dan *epoch* terbaik. Model terbaik yang didapat merupakan model ke-4 CNN-BiLSTM dengan *hidden layer* CNN sebanyak 13 *layer*, dan BiLSTM sebanyak 1 *layer*. Model ini menghasilkan hasil evaluasi terbaik dengan nilai 0.0001, epochs 400, batch size 8, dengan rata-rata nilai sensitivitas 95.57%, presisi 95.54%, Spesifisitas 99.68%, akurasi 99.43%, error 0.57%, dan f1-score 95.55%. Kemudian dari hasil proses delineasi terhadap 8 kelas akan di lanjutkan dengan proses deteksi ST Elevasi yang berfokus terhadap Segmen ST dan Segmen PR.

Kata Kunci : *Delineasi, Convolutional Neural Network, Long Short-Term Memory, Lobachevsky University Database, ST Elevasi, Single-lead*

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	I
HALAMAN PENGESAHAN	II
HALAMAN PERSETUJUAN	III
KATA PENGANTAR.....	V
ABSTRACT.....	VIII
ABSTRAK.....	IX
DAFTAR ISI.....	X
DAFTAR GAMBAR.....	XV
DAFTAR TABEL	XVIII
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan	4
1.5 Sistematika Penulisan	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 Deep Learning	6
2.2 Convolutional Neural Network	6
2.3 Long Short-Term Memory	7
2.4 Bidirectional long short-term memory (Bi-LSTM)	9
2.5 Discrete Wavelet Transform	10
2.6 Citra Medis Sinyal Elektrokardiogram	10

2.7	Jenis Gelombang Pada Citra Medis Sinyal Elektrokardiogram	12
2.8	Basis Data	12
2.9	ST-Elevation Myocardial Infarction	14
2.10	Matriks Konfusi	16
2.10.1	Akurasi	17
2.10.2	Sensitivitas	17
2.10.3	Spesifisitas	17
2.10.4	Presisi	18
2.10.5	F1-Score	18
2.10.6	Precision-Sensitivitas Curve	18
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		19
3.1	Pendahuluan	19
3.2	Kerangka Kerja	19
3.3	Pra Pengolahan Data	20
3.3.1	Pengurangan Derau atau <i>Denoising</i>	21
3.3.2	Normalisasi	25
3.3.3	Segmentasi	26
3.4	Pembagian Data Uji, Data Latih dan Data Validasi	28
3.4.1	Data Uji	28
3.4.2	Data Latih	28
3.4.3	Data Validasi	28
3.5	Tuning Parameter LSTM dan CNN-BiLSTM	29
3.6	Model LSTM dan CNN-BiLSTM	30
3.7	Validasi Performa Model	31

BAB IV HASIL DAN ANALISIS	33
4.1 Pendahuluan	33
4.2 Hasil Klasifikasi Sinyal Dengan Arsitektur LSTM	33
4.3 Hasil Delineasi Sinyal Dengan LSTM	34
4.3.1 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 1 LSTM	34
4.3.2 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 2 LSTM	36
4.3.3 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 3 LSTM	38
4.3.4 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 4 LSTM	40
4.3.5 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 5 LSTM	42
4.3.6 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 6 LSTM	44
4.3.7 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 7 LSTM	46
4.3.8 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 8 LSTM	48
4.3.9 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 9 LSTM	50
4.3.10 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 10 LSTM	52
4.3.11 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 11 LSTM	54
4.3.12 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 12 LSTM	56
4.3.13 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 13 LSTM	58
4.3.14 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 14 LSTM	60
4.3.15 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 15 LSTM	62
4.3.16 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 16 LSTM	64
4.3.17 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 17 LSTM	66
4.3.18 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 18 LSTM	68
4.3.19 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 19 LSTM	70
4.3.20 Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 20 LSTM	72

4.3.21	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 21 LSTM	74
4.3.22	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 22 LSTM	76
4.3.23	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 23 LSTM	78
4.3.24	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 24 LSTM	80
4.5	Hasil Delineasi Sinyal Dengan CNN-BiLSTM	83
4.5.1	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 1 CNN-BiLSTM	84
4.5.2	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 2 CNN-BiLSTM	86
4.5.3	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 3 CNN-BiLSTM	88
4.5.4	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 4 CNN-BiLSTM	90
4.5.5	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 5 CNN-BiLSTM	92
4.5.6	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 6 CNN-BiLSTM	94
4.5.7	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 7 CNN-BiLSTM	96
4.5.8	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 8 CNN-BiLSTM	98
4.5.9	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 9 CNN-BiLSTM	100
4.5.10	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 10 CNN-BiLSTM	102
4.5.11	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 11 CNN-BiLSTM	104
4.5.12	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 12 CNN-BiLSTM	106
4.5.13	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 13 CNN-BiLSTM	108
4.5.14	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 14 CNN-BiLSTM	110
4.5.15	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 15 CNN-BiLSTM	112
4.5.16	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 16 CNN-BiLSTM	114
4.5.17	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 17 CNN-BiLSTM	116
4.5.18	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 18 CNN-BiLSTM	118
4.5.19	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 19 CNN-BiLSTM	120

4.5.20	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 20 CNN-BiLSTM	122
4.5.21	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 21 CNN-BiLSTM	124
4.5.22	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 22 CNN-BiLSTM	126
4.5.23	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 23 CNN-BiLSTM	128
4.5.24	Hasil Delineasi Sinyal dengan Model 24 CNN-BiLSTM	130
4.6	Hasil Plot Delineasi Sinyal Dengan Model LSTM dan CNN-BiLSTM	132
4.7	Hasil Deteksi ST Elevasi	132
4.8	Keterbatasan Deteksi	135
4.9	Hasil Uji Unseen Data LUDB	136
4.10	Analisa Sementara	137
BAB V KESIMPULAN		139
DAFTAR PUSTAKA		140
LAMPIRAN		145

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Arsitektur <i>Convolutional Neural Network</i>	7
Gambar 2.2 (a) <i>Forward pass</i> LSTM dan (b) <i>Backward pass</i> LSTM.....	8
Gambar 2.3 Perbandingan Arsitektur LSTM dan Bi-LSTM.....	9
Gambar 2.4 Sinyal Elektrokardiogram [28].....	11
Gambar 2.5 Diagram Batang Kasus STEMI Per-Record.....	14
Gambar 2.6 EKG 12 Sedapan Serta Hasil Rekam Gelombang Normal [31].....	15
Gambar 2.6 Morfologi Segment ST pada pasien STEMI.....	16
Gambar 2.7 Perbandingan bentuk gelombang ST-Normal dan ST-Elevasi.....	16
Gambar 3.1 Kerangka Kerja (Metodelogi Penelitian).....	20
Gambar 3.2 Flowchart Pra Pengolahan Data.....	21
Gambar 3.3 Perbandingan Sampel Sinyal EKG Dari Hasil TWD.....	24
Gambar 3.4 Perbandingan Proses Sebelum dan Sesudah Normalisasi.....	26
Gambar 3.5 Sampel Hasil Segmentasi EKG Normal.....	27
Gambar 4.1 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 1 LSTM.....	35
Gambar 4.2 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 2 LSTM.....	37
Gambar 4.3 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 3 LSTM.....	39
Gambar 4.4 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 4 LSTM.....	41
Gambar 4.5 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 5 LSTM.....	43
Gambar 4.6 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 6 LSTM.....	45
Gambar 4.7 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 7 LSTM.....	47

Gambar 4.8 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 8 LSTM.....	49
Gambar 4.9 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 9 LSTM.....	51
Gambar 4.10 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 10 LSTM.....	53
Gambar 4.11 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 11 LSTM.....	55
Gambar 4.12 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 12 LSTM.....	57
Gambar 4.13 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 13 LSTM.....	59
Gambar 4.14 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 14 LSTM.....	61
Gambar 4.15 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 15 LSTM.....	63
Gambar 4.16 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 16 LSTM.....	65
Gambar 4.17 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 17 LSTM.....	67
Gambar 4.18 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 18 LSTM.....	69
Gambar 4.19 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 19 LSTM.....	71
Gambar 4.20 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 20 LSTM.....	73
Gambar 4.21 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 21 LSTM.....	75
Gambar 4.22 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 22 LSTM.....	77
Gambar 4.23 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 23 LSTM.....	79
Gambar 4.24 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 24 LSTM.....	81
Gambar 4.25 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 1 CNN-BiLSTM.....	84
Gambar 4.26 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 2 CNN-BiLSTM.....	86
Gambar 4.27 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 3 CNN-BiLSTM.....	88
Gambar 4.28 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 4 CNN-BiLSTM.....	90
Gambar 4.29 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 5 CNN-BiLSTM.....	92
Gambar 4.30 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 6 CNN-BiLSTM.....	94

Gambar 4.31 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 7 CNN-BiLSTM	96
Gambar 4.32 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 8 CNN-BiLSTM.....	98
Gambar 4.33 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 9 CNN-BiLSTM.....	100
Gambar 4.34 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 10 CNN-BiLSTM.....	102
Gambar 4.35 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 11 CNN-BiLSTM.....	104
Gambar 4.36 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 12 CNN-BiLSTM.....	106
Gambar 4.37 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 13 CNN-BiLSTM.....	108
Gambar 4.38 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 14 CNN-BiLSTM.....	110
Gambar 4.39 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 15 CNN-BiLSTM.....	112
Gambar 4.40 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 16 CNN-BiLSTM.....	114
Gambar 4.41 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 17 CNN-BiLSTM.....	116
Gambar 4.42 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 18 CNN-BiLSTM.....	118
Gambar 4.43 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 19 CNN-BiLSTM.....	120
Gambar 4.44 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 20 CNN-BiLSTM	122
Gambar 4.45 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 21 CNN-BiLSTM.....	124
Gambar 4.46 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 22 CNN-BiLSTM.....	126
Gambar 4.47 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 23 CNN-BiLSTM.....	128
Gambar 4.48 Grafik Akurasi dan <i>Loss</i> Model 24 CNN-BiLSTM.....	130
Gambar 4.49 Plot Delineasi Model Terbaik LSTM.....	132
Gambar 4.50 Plot Delineasi Model Terbaik CNN-BiLSTM.....	134
Gambar 4.51 Selisih Hasil Deteksi dengan Dataset.....	135

DAFTAR TABEL

Halaman

Tabel 2. 1 Jumlah Rekaman Data Untuk Deteksi STEMI.....	11
Tabel 2. 2 Jumlah Gelombang Beranotasi.....	11
Tabel 2. 3 STEMI per-record.....	14
Tabel 2. 4 Matriks Konfusi.....	16
Tabel 3. 1 Nilai SNR Fungsi Wavalet.....	18
Tabel 3. 2 Nilai SNR Fungsi Wavelet Pada Penelitian Sebelumnya.....	21
Tabel 3.3 Parameter Umum Model LSTM	29
Tabel 3. 4 Parameter Tuning Model LSTM.....	30
Tabel 3. 5 Model LSTM dan CNN-BiLSTM.....	31
Tabel 4. 1 Hasil Klasifikasi Sinyal Dengan Arsitektur LSTM.....	33
Tabel 4. 2 Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 1 LSTM.....	35
Tabel 4. 3 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 1 LSTM.....	36
Tabel 4. 4 Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 2 LSTM.....	37
Tabel 4. 5 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 2 LSTM.....	38
Tabel 4. 6 Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 3 LSTM.....	39
Tabel 4. 7 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 3 LSTM.....	40
Tabel 4. 8 Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 4 LSTM.....	41
Tabel 4. 9 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 4 LSTM.....	42
Tabel 4. 10 Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 5 LSTM.....	43
Tabel 4. 11 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 5 LSTM.....	44

Tabel 4. 12	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 6 LSTM.....	45
Tabel 4. 13	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 6 LSTM.....	46
Tabel 4. 14	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 7 LSTM.....	47
Tabel 4. 15	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 7 LSTM.....	48
Tabel 4. 16	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 8 LSTM.....	49
Tabel 4. 17	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 8 LSTM.....	50
Tabel 4. 18	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 9 LSTM.....	51
Tabel 4. 19	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 9 LSTM.....	52
Tabel 4. 20	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 10 LSTM.....	53
Tabel 4. 21	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 10 LSTM.....	54
Tabel 4. 22	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 11 LSTM.....	55
Tabel 4. 23	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 11 LSTM.....	56
Tabel 4. 24	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 12 LSTM.....	57
Tabel 4. 25	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 12 LSTM.....	58
Tabel 4. 26	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 13 LSTM.....	59
Tabel 4. 27	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 13 LSTM.....	60
Tabel 4. 28	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 14 LSTM.....	61
Tabel 4. 29	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 14 LSTM.....	62
Tabel 4. 30	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 15 LSTM.....	63
Tabel 4. 31	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 15 LSTM.....	64
Tabel 4. 32	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 16 LSTM.....	65
Tabel 4. 33	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 16 LSTM.....	66
Tabel 4. 34	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 17 LSTM.....	67

Tabel 4. 35	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 17 LSTM.....	68
Tabel 4. 36	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 18 LSTM.....	69
Tabel 4. 37	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 18 LSTM.....	70
Tabel 4. 38	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 19 LSTM.....	71
Tabel 4. 39	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 19 LSTM.....	72
Tabel 4. 40	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 20 LSTM.....	73
Tabel 4. 41	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 20 LSTM.....	74
Tabel 4. 42	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 21 LSTM.....	75
Tabel 4. 43	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 21 LSTM.....	76
Tabel 4. 44	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 22 LSTM.....	77
Tabel 4. 45	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 22 LSTM.....	78
Tabel 4. 46	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 23 LSTM.....	79
Tabel 4. 47	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 23 LSTM.....	80
Tabel 4. 48	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 24 LSTM.....	81
Tabel 4. 49	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 24 LSTM.....	82
Tabel 4. 50	Hasil Klasifikasi Sinyal Dengan Arsitektur CNN-BiLSTM.....	83
Tabel 4. 51	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 1 CNN-BiLSTM.....	85
Tabel 4. 52	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 1 CNN-BiLSTM .	85
Tabel 4. 53	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 2 CNN-BiLSTM.....	87
Tabel 4. 54	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 2 CNN-BiLSTM .	87
Tabel 4. 55	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 3 CNN-BiLSTM.....	89
Tabel 4. 56	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 3 CNN-BiLSTM .	89
Tabel 4. 57	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 4 CNN-BiLSTM.....	91

Tabel 4. 58	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 4 CNN-BiLSTM .	91
Tabel 4. 59	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 5 CNN-BiLSTM	93
Tabel 4. 60	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 5 CNN-BiLSTM .	93
Tabel 4. 61	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 6 CNN-BiLSTM	95
Tabel 4. 62	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 6 CNN-BiLSTM .	95
Tabel 4. 63	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 7 CNN-BiLSTM	97
Tabel 4. 64	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 7 CNN-BiLSTM .	97
Tabel 4. 65	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 8 CNN-BiLSTM	99
Tabel 4. 66	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 8 CNN-BiLSTM .	99
Tabel 4. 67	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 9 CNN-BiLSTM	101
Tabel 4. 68	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 9 CNN-BiLSTM	101
Tabel 4. 69	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 10 CNN-BiLSTM	103
Tabel 4. 70	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 10 CNN-BiLSTM	103
Tabel 4. 71	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 11 CNN-BiLSTM	105
Tabel 4. 72	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 11 CNN-BiLSTM	105
Tabel 4. 73	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 12 CNN-BiLSTM	107
Tabel 4. 74	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 12 CNN-BiLSTM	107
Tabel 4. 75	Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 13 CNN-BiLSTM	108
Tabel 4. 76	Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 13 CNN-BiLSTM	109

Tabel 4. 77 Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 14 CNN-BiLSTM.....	111
Tabel 4. 78 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 14 CNN-BiLSTM	111
Tabel 4. 79 Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 15 CNN-BiLSTM.....	113
Tabel 4. 80 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 15 CNN-BiLSTM	113
Tabel 4. 81 Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 16 CNN-BiLSTM.....	115
Tabel 4. 82 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 16 CNN-BiLSTM	115
Tabel 4. 83 Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 17 CNN-BiLSTM.....	117
Tabel 4. 84 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 17 CNN-BiLSTM	117
Tabel 4. 85 Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 18 CNN-BiLSTM.....	119
Tabel 4. 86 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 18 CNN-BiLSTM	119
Tabel 4. 87 Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 19 CNN-BiLSTM.....	121
Tabel 4. 88 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 19 CNN-BiLSTM	121
Tabel 4. 89 Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 20 CNN-BiLSTM.....	123
Tabel 4. 90 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 20 CNN-BiLSTM	123
Tabel 4. 91 Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 21 CNN-BiLSTM.....	125

Tabel 4. 92 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 21 CNN-BiLSTM	125
Tabel 4. 93 Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 22 CNN-BiLSTM	127
Tabel 4. 94 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 22 CNN-BiLSTM	127
Tabel 4. 95 Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 23 CNN-BiLSTM	129
Tabel 4. 96 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 23 CNN-BiLSTM	129
Tabel 4. 97 Matriks Konfusi Dari Data Pengujian Model 24 CNN-BiLSTM	131
Tabel 4. 98 Pengukuran Matriks Konfusi Data Pengujian Model 24 CNN-BiLSTM	131
Tabel 4. 99 Sample hasil deteksi ST-Elevasi pada beat 50 sampai 150 pada label anotasi ecgpuwave	134
Tabel 4. 100 Matriks Konfusi Dari Data Unseen	137
Tabel 4. 101 Pengukuran Matriks Konfusi Data Unseen	137

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Artificial Intelligence atau Kecerdasan Buatan merujuk pada upaya untuk menyimulasikan kecerdasan manusia dalam mesin seperti komputer atau robot. Mesin-mesin ini diprogram untuk meniru fungsi kognitif yang biasanya terkait dengan pikiran manusia, seperti belajar dan memecahkan masalah. Istilah Kecerdasan Buatan, *Machine Learning*, dan *Deep Learning* kini sering digunakan oleh banyak orang. AI adalah konsep yang lebih umum daripada dua konsep lainnya. *Machine Learning* melibatkan penggunaan algoritme untuk berbagai jenis tugas, seperti regresi dan pengelompokan, yang kemudian harus dilatih menggunakan data. Semakin banyak data yang diberikan kepada algoritme, semakin baik hasilnya. *Deep Learning* merupakan subbidang AI yang relatif baru, yang berfokus pada penggunaan jaringan saraf tiruan. Algoritme *Deep Learning* juga memerlukan data untuk belajar dan menyelesaikan tugas-tugas tertentu [1].

Kemajuan dalam pengembangan teknologi kecerdasan buatan (AI) telah memberikan dampak yang signifikan dalam berbagai bidang, termasuk sektor kesehatan. Dalam beberapa tahun terakhir, penerapan teknologi AI dalam bidang kesehatan telah menunjukkan hasil yang sangat menjanjikan, terutama dalam hal mendiagnosis penyakit. Pemanfaatan AI dalam kesehatan telah membuka pintu bagi peningkatan dalam proses diagnosis medis. Dengan memanfaatkan kecerdasan buatan, sistem AI dapat menganalisis dan menginterpretasikan data medis dengan akurasi yang tinggi. Ini membantu dokter dan tenaga medis dalam mengidentifikasi penyakit secara lebih efisien dan tepat, serta memberikan langkah-langkah pengobatan yang lebih tepat sasaran [2].

Deep learning, yang merupakan salah satu teknik dalam bidang kecerdasan buatan (AI), semakin mendapatkan popularitas dan digunakan secara luas dalam berbagai bidang, termasuk di sektor kesehatan. Keunggulan utama dari deep learning

terletak pada kemampuannya untuk memproses data yang kompleks dan mengidentifikasi pola yang sulit terdeteksi oleh manusia. Oleh karena itu, teknologi ini menjanjikan dalam membantu mendiagnosis penyakit [3]. Pada penelitian ini akan dibahas pendeteksian mengenai salah satu masalah kesehatan Infark Miokard terkhusus dibidang pendeteksian ST Elevasi dengan memanfaatkan model *deep learning*. Banyak peneliti telah mencoba melakukan penelitian tentang pendeteksian Infark Miokard di antara lain, peneliti [4] menggunakan metode *Hidden Markov Model* (HMM) menghasilkan nilai akurasi yang masih belum memuaskan yaitu hanya sebesar 95%, peneliti [5] menggunakan metode *Extra Tree Classifier* dan hanya menghasilkan nilai akurasi sebesar 75%, peneliti [6] menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dan menghasilkan akurasi sebesar 89,6% serta peneliti [7] menggunakan metode *Fully Convolutional Neural Networks* dan menghasilkan sensitivitas sebesar 93,3% serta spesifisitas sebesar 89,7%. Metode-metode yang telah dilakukan oleh beberapa peneliti tersebut masih banyak menghasilkan nilai error sehingga hasil akurasi yang didapat dalam pendeteksian ST Elevasi masih dikembangkan sampai saat ini oleh banyak peneliti, hal ini bertujuan agar dapat tercapai hasil akurasi yang terbilang tinggi serta nilai error yang rendah.

Berdasarkan penjelasan diatas penulis tertarik untuk mencoba memanfaatkan proses deliniasi sinyal dengan tujuan mempermudah proses pendeteksian dengan menggunakan metode LSTM dan gabungan model arsitektur CNN dan Bi-LSTM. Hasil dari kedua arsitektur tersebut akan dibandingkan pada akhirnya, untuk mengetahui model deep learning mana yang lebih baik dalam melakukan proses deteksi ST Elevasi. Pengujian model ini akan dilakukan menggunakan salah satu set data dari Physionet, yaitu Lobachevsky University Database (LUDB). Model nantinya akan melakukan deliniasi citra medis sinyal EKG terhadap PWave, Segmen PR, Qon-Rpeak, Rpeak-Qoff, Segmen ST, Twave, Toff-Pon, dan zeropad. kemudian dilanjutkan dengan proses deteksi ST Elevasi.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan latar belakang, rumusan masalah yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana cara merancang model arsitektur LSTM dan model arsitektur gabungan CNN dan Bi-LSTM untuk melakukan deliniasi sinyal Elektrokardiogram (EKG) pada lead II menggunakan dataset LUDB?
2. Bagaimana ST Elevasi dapat dideteksi melalui data citra medis sinyal EKG yang telah di deliniasi?
3. Bagaimana model yang dibuat dapat menghasilkan kinerja akurasi pada proses deteksi sesuai dengan yang diharapkan?

1.3 Batasan Masalah

Berikut adalah batasan-batasan dalam pembuatan model deteksi ST-Elevasi pada penelitian ini:

1. Penelitian ini menggunakan dataset *physionet Lobachevsky University Database* (LUDB)
2. Pada proses deliniasi citra medis sinyal EKG dan deteksi ST Elevasi menggunakan dataset LUDB lead yang akan digunakan hanya lead ii.
3. Output yang dihasilkan dari penelitian ini hanya berupa nilai sensitivitas, presisi, Spesifisitas, akurasi, error, dan f1 score.
4. Hasil dari deteksi ST Elevasi menggunakan dataset LUDB akan dikategorikan ke dalam ST-Elevasi dan Non ST-Elevasi
5. Penelitian ini sebatas simulasi program menggunakan aplikasi spyder dengan bahasa pemrograman python

1.4 Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai melalui penelitian tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Dapat menggunakan metode Recurrent Network dengan model arsitektur LSTM serta CNN dan BiLSTM untuk melakukan fitur ekstraksi dan deliniasi sinyal lead ii.
2. Dapat melakukan deteksi ST Elevasi menggunakan dataset LUDB yang sebelumnya sudah di deliniasi.
3. Dapat menghasilkan model dengan kinerja akurasi pada proses deteksi sesuai yang diharapkan.
4. Membandingkan hasil deteksi yang diperoleh dari model yang menggunakan arsitektur gabungan CNN dan Bi-LSTM dengan model yang menggunakan arsitektur LSTM tunggal.

1.5 Sistematika Penulisan

Penulisan ini akan mengikuti sistematika berikut dalam mempresentasikan penelitian ini:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini akan menguraikan arti dan tujuan dari penelitian ini. Bagian ini mencakup konteks penelitian, tujuan penelitian, kegunaan penelitian, batasan yang diterapkan, dan format penulisan yang akan digunakan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini akan menjelaskan tentang niat dan tujuan dari penelitian yang dilakukan. Bagian ini mencakup informasi mengenai latar belakang, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah yang ada, dan tata cara penulisan yang akan digunakan.

BAB III METODELOGI PENELITIAN

Bab ini akan menjelaskan langkah-langkah dalam proses penelitian, mulai dari persiapan data hingga analisis dan kesimpulan. Penulis akan memaparkan secara

detail cara mengumpulkan dan menyusun data yang relevan, serta menjelaskan metode analisis yang digunakan. Selain itu, penulis akan menyajikan temuan utama dari penelitian dan menghubungkannya dengan tujuan penelitian yang telah ditetapkan sebelumnya.

BAB IV HASIL DAN ANALISIS

Bab ini penulis akan menjelaskan mengenai hasil dari penelitian yang telah dilakukan dan juga analisis hasil dari penelitian tersebut.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini, penulis menarik kesimpulan tentang hasil penelitian dan memberikan saran tentang hasil tersebut agar dapat digunakan sebagai bahan referensi bagi orang lain yang melakukan penelitian di bidang yang sama.

BAB V

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari pembahasan pada proses delineasi sinyal elektrokardiogram single lead menggunakan metode LSTM dan CNN-BiLSTM dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Berdasarkan penelitian sebelumnya tentang penghilangan baseline wander dan pengurangan derau pada citra medis sinyal EKG menggunakan basis data *Lobachevsky University Database (LUDB)*, ditemukan bahwa menggunakan aturan *thresholding universal* dan *soft thresholding*, Fungsi Wavelet Coif5 memberikan nilai mother function (SNR) tertinggi.
2. Dari pengujian terhadap 24 model LSTM rata-rata nilai keseluruhan pada indikator matrix konfusi tertinggi terletak pada *learning rate* 0.001. sedangkan pengujian 24 model CNN-BiLSTM rata-rata nilai keseluruhan pada indikator matrix pada *learning rate* 0.001 dan *learning rate* 0.0001 memiliki hasil yang tidak terlalu berbeda.
3. Proses deliniasi pada citra medis sinyal EKG dapat dilakukan dengan memanfaatkan metode RNN dan menggunakan arsitektur LSTM serta CNN-BiLSTM, dengan kinerja model LSTM terbaik didapatkan pada model 16 LSTM dengan parameter *learning rate* 0.001, *epochs* 400, *batch size* 8 dan hasil rata-rata nilai yang didapat adalah sensitivitas 92.49%, presisi 91.89%, Spesifisitas 99.89%, akurasi 99.48%, error 0.93%, dan *f1-score* 92.18%. Sedangkan kinerja model CNN-BiLSTM terbaik didapatkan pada model 4 CNN-BiLSTM dengan parameter *learning rate* 0.0001, *epochs* 400, *batch size* 8 dan hasil sensitivitas 95.57%, presisi 95.54%, Spesifisitas 99.68%, akurasi 99.43%, error 0.57%, dan *f1-score* 95.55%.
4. Proses deteksi menggunakan data LUDB juga terbilang sukses, yang mana program berhasil mengkategorikan setiap beat sinyal ke dalam dua kategori yaitu ST-Elevasi atau Non ST-Elevasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Hee Lee and S. N. Yoon, “Application of artificial intelligence-based technologies in the healthcare industry: Opportunities and challenges,” *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 18, no. 1, pp. 1–18, 2021, doi: 10.3390/ijerph18010271.
- [2] A. Esteva *et al.*, “A guide to deep learning in healthcare,” *Nat. Med.*, vol. 25, no. 1, pp. 24–29, 2019, doi: 10.1038/s41591-018-0316-z.
- [3] P. Lakhani and B. Sundaram, “Deep learning at chest radiography: Automated classification of pulmonary tuberculosis by using convolutional neural networks,” *Radiology*, vol. 284, no. 2, pp. 574–582, 2017, doi: 10.1148/radiol.2017162326.
- [4] A. K. Bhoi, K. S. Sherpa, B. Khandelwal, and P. K. Mallick, *An analytical review of different approaches for detection and analysis of electrocardiographic st segment*, vol. 768, no. February 2020. Springer Singapore, 2019.
- [5] M. S. KumarShetty, “Machine learning based model for risk prediction after ST-Elevation myocardial infarction: Insights from the North India ST elevation myocardial infarction (NORIN-STEMI) registry,” *Int. J. Cardiol.*, vol. 362, pp. 6–13, 2022, doi: 10.1016/j.ijcard.2022.05.023.
- [6] and X. H. R. Xiao, Y. Xu, M. M. Pelter, D. W. Mortara, “A deep learning approach to examine ischemic ST changes in ambulatory ECG recordings,” *AMIA Summits Transl. Sci. Proc.*, p. 256, 2018.
- [7] N. C. S. Strodthoff, “Detecting and interpreting myocardial infarctions using fully convolutional neural networks,” *Comput. Sci.*, 2018, doi: 10.1088/1361-6579/aaf34d.
- [8] L. Deng and D. Yu, “Deep learning: Methods and applications,” *Found.*

- Trends Signal Process.*, vol. 7, no. 3–4, pp. 197–387, 2013, doi: 10.1561/20000000039.
- [9] Y. Lecun, Y. Bengio, and G. Hinton, “Deep learning,” *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015, doi: 10.1038/nature14539.
- [10] V. Monga, Y. Li, and Y. C. Eldar, “Algorithm Unrolling,” *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 38, no. March, pp. 18–44, 2021.
- [11] H. Arabnia, F. G. Tinetti, Q.-N. Tran, M. Q. Yang, and C. E. World Congress in Computer Science, “BIOCOMP’ 18: publication of the 2018 World Congress in Computer Science, Computer Engineering, & Applied Computing (CSCE’ 18) July 30-August 2, 2018, Las Vegas, Nevada, USA.”
- [12] D. Jia *et al.*, “An Electrocardiogram Delineator via Deep Segmentation Network *,” *2019 41st Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, pp. 1913–1916, 2019.
- [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] S. Zhanquan, W. Chaoli, T. Engang, and Z. Yin, “ECG signal classification via combining hand-engineered features with deep neural network features,” 2022, doi: 10.1007/s11042-021-11523-6.
- [15] A. Peimankar and S. Puthusserypady, “DENS-ECG: A deep learning approach for ECG signal delineation,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 165, no. July 2020, p. 113911, 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2020.113911.
- [16] G. Van Houdt, C. Mosquera, and G. Nápoles, “A review on the long short-term memory model,” *Artif. Intell. Rev.*, vol. 53, no. 8, pp. 5929–5955, 2020, doi: 10.1007/s10462-020-09838-1.
- [17] 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*, no. August 2019, pp. 19–23, 2019, doi: 10.1109/ICA.2019.8916683.
- [18] Z. Cui, R. Ke, Z. Pu, and Y. Wang, “Stacked bidirectional and unidirectional LSTM recurrent neural network for forecasting network-wide traffic state with missing values,” *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.*, vol. 118, no. March, p. 102674, 2020, doi: 10.1016/j.trc.2020.102674.
- [19] U. Cnn, T. Le, M. T. Vo, B. Vo, E. Hwang, and S. Rho, “Improving Electric Energy Consumption Prediction,” *Appl. Sci.*, 2019, [Online]. Available: www.mdpi.com/journal/applsci.
- [20] E. I. Setiawan and I. Lestari, “Stance Classification Pada Berita Berbahasa Indonesia Berbasis Bidirectional LSTM,” *J. Intell. Syst. Comput.*, vol. 3, no. 1, pp. 41–48, 2021, doi: 10.52985/insyst.v3i1.148.
- [21] M. Risnasari, “Penekanan Noise Pada Sinyal Ekg Menggunakan Transformasi Wavelet,” *Eduatic - Sci. J. Informatics Educ.*, vol. 1, no. 1, 2015, doi: 10.21107/edutic.v1i1.397.
- [22] D. R. Utami, D. Retno, S. Saputro, P. S. Matematika, F. Matematika, and P. Alam, “Model transformasi wavelet diskrit dengan dekomposisi nilai singular pada wavelet haar,” vol. 1910, pp. 300–305, 2021.
- [23] A. Osadchiy, A. Kamenev, V. Saharov, and S. Chernyi, “Signal processing algorithm based on discrete wavelet transform,” *Designs*, vol. 5, no. 3, pp. 1–13, 2021, doi: 10.3390/designs5030041.
- [24] N. Estanto, “Klasifikasi Sinyal Elektrokardiogram Menggunakan Renyi Entropy,” *J. Elektro dan Mesin Terap.*, vol. 4, no. 2, pp. 11–18, 2018, doi: 10.35143/elementer.v4i2.2139.
- [25] J. Hampton, *The ECG Made Easy E-Book*. Elsevier Healty Sciences, 2013.

- [26] A. Surtono and G. A. Pauzi, “Deteksi Miokard Infark Jantung pada Rekaman Elektrokardiogram Menggunakan Elevasi Segmen ST,” *J. Teor. dan Apl. Fis.*, vol. 4, no. 1, pp. 119–124, 2016, [Online]. Available: <http://jurnal.fmipa.unila.ac.id>.
- [27] M. S. Al-Karadi, A. J. Wilkinson, J. Caldwell, and P. Langley, “Validation of an algorithm to reveal the U wave in atrial fibrillation,” *Sci. Rep.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–8, 2018, doi: 10.1038/s41598-018-30493-8.
- [28] M. Wasimuddin, K. Elleithy, A. S. Abuzneid, M. Faezipour, and O. Abuzaghleh, “Stages-based ECG signal analysis from traditional signal processing to machine learning approaches: A survey,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 177782–177803, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3026968.
- [29] A. and M. Ardiana, *BUKU AJAR BELAJAR CEPAT EKG - Google Play Buku*. Airlangga University Press, 2019.
- [30] 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.
- [31] B. Vogel *et al.*, “ST-segment elevation myocardial infarction,” *Nat. Rev. Dis. Prim.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–20, 2019, doi: 10.1038/s41572-019-0090-3.
- [32] M. Almansori, P. W. Armstrong, Y. Fu, and P. Kaul, “Electrocardiographic identification of the culprit coronary artery in inferior wall ST elevation myocardial infarction,” *Can. J. Cardiol.*, vol. 26, no. 6, pp. 293–296, 2010, doi: 10.1016/S0828-282X(10)70392-5.
- [33] T. Et, “Segment Change Detection by Means Wavelets,” pp. 137–140, 2006.
- [34] N. Milosavljević and A. Petrović, “ST segment change detection by means of wavelets,” *8th Semin. Neural Netw. Appl. Electr. Eng. Neurel-2006 Proc.*, no. April, pp. 137–140, 2006, doi: 10.1109/NEUREL.2006.341196.

- [35] J. Xu, Y. Zhang, and D. Miao, “Three-way confusion matrix for classification: A measure driven view,” *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 507, pp. 772–794, 2020, doi: 10.1016/j.ins.2019.06.064.