

**DELINASI 12 - LEAD SINYAL ELECTROCARDIOGRAM
BERBASIS DEEP LEARNING UNTUK PENDETEKSIAN ST
ELEVASI**

SKRIPSI

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat

Memperoleh Gelar Sarjana Komputer



OLEH :

Ramadhana Noor Salassa Wandya

09011282025083

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

2024

LEMBAR PENGESAHAN

Delineasi 12 - Lead Sinyal *Electrocardiogram* Berbasis *Deep Learning* untuk Pendekslan ST Elevasi

SKRIPSI

Program Studi Sistem Komputer

Jenjang S1

Oleh

Ramadhana Noor Selasa Wandy

09611282025683

Indralaya, 20 September 2024

Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer



Pembimbing Tugas Akhir

Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., Ph.D
NIP. 196908021994012001

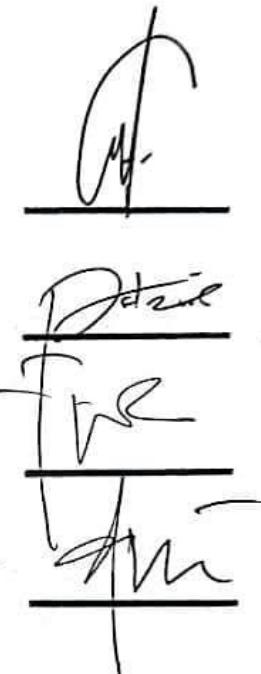
HALAMAN PERSETUJUAN

Telah diuji dan lulus pada :

Hari : Jumat
Tanggal : 2 Agustus 2024

Tim Penguji :

1. Ketua : Dr. Ahmad Zarkasi, M.T.
2. Sekretaris : Dr. Ade Iriani Sapitri, M. Kom.
3. Penguji : Dr. Firdaus, M. Kom.
4. Pembimbing : Prof. Ir. Siti Nurmali, M.T., Ph.D.



Mengetahui, *20/8/24*
Ketua Jurusan Sistem Komputer



HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : RAMADHANA NOOR SALASSA WANDYA

NIM : 09011282025083

Judul : Delineasi 12 – *Lead Sinyal Electrocardiogram berbasis Deep Learning Untuk Pendekripsi ST Elevasi*

Hasil pengecekan Software Turnitin: 2%

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, 17 September 2024



Ramadhana Noor Salassa Wandya

NIM. 09011282025083

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Puji dan syukur atas kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, kasih sayang dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “Peningkatan Kinerja Delineasi 12 - Lead Sinyal *Electrocardiogram* Berbasis *Deep Learning* untuk Pendekstrian ST Elevasi”.

Dalam laporan ini, penulis menjelaskan mengenai delineasi untuk melakukan pendekstrian ST elevasi pada sinyal *electrocardiogram* berbasis *deep learning*. Penulis berharap agar tulisan ini dapat bermanfaat bagi orang banyak.

Selama penulisan Skripsi ini, penulis banyak mendapatkan ide, bantuan, serta saran dari semua pihak, baik secara langsung maupun tak langsung. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Allah SWT yang telah melimpahkan berkah serta nikmat kesehatan dan kesempatan kepada penulis dalam melaksanakan Tugas Akhir.
2. Orang tua, saudara, dan keluarga besar yang telah mendoakan dan memberikan motivasi serta support.
3. Bapak Prof. Dr. Erwin, S.Si., M.Si. selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Bapak Dr. Ir. Sukemi, M.T., selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
5. Ibu Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T. P.hD. selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang telah berkenan meluangkan waktunya guna membimbing, memberikan saran dan motivasi serta bimbingan terbaik untuk penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
6. Bapak Muhammad Ali Buchari, M.T selaku Dosen Pembimbing Akademik di Jurusan Sistem Komputer Universitas Sriwijaya.
7. Para mentor di IsysRG yang telah membantu mengarahkan selama proses penyusunan Tugas Akhir ini.

8. Intelligent System Research Group yang telah membantu dalam menyediakan infrastruktur yang bermanfaat bagi penlitian penulis
9. Dan semua pihak yang telah membantu.

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

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Indralaya, September 2024

Penulis,

Ramadhana Noor Salassa Wandya

NIM. 09011282025083

**DELINASI 12 - LEAD SINYAL ELECTROCARDIOGRAM
BERBASIS DEEP LEARNING UNTUK PENDETEKSIAN ST
ELEVASI**

RAMADHANA NOOR SALASSA WANDYA (09011282025083)

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email : ramawandia153@gmail.com

ABSTRAK

Penafsiran dari gelombang sinyal *electrocardiogram* merupakan salah satu langkah krusial untuk mendiagnosis penyakit jantung. Penggunaan *deep learning* yang terbukti mampu menjalankan ekstraksi fitur akan digunakan pada penelitian ini yang bertujuan untuk memudahkan proses delineasi dari gelombang sinyal *electrocardiogram*. Penggunaan arsitektur CNN-BiGRU dan CNN-BiLSTM untuk melakukan delineasi pada *dataset Lobachevsky University Database* (LUDB) menunjukkan hasil yang cukup akurat dengan nilai *F1-Score* 94,87% dan 94,88%. Delineasi yang dilakukan menggunakan model *deep learning* cukup untuk menjadi acuan untuk dilakukan pendekstian ST Elevasi dengan metode *rule-based*.

Kata kunci : *electrocardiogram*, *deep learning*, ST Elevasi, delineasi

DELINEATION OF 12 – LEAD ELECTROCARDIOGRAM SIGNAL BASED ON DEEP LEARNING FOR ST ELEVATION DETECTION

RAMADHANA NOOR SALASSA WANDYA (09011282025083)

Computer Engineering Department, Computer Science Faculty, Sriwijaya University

Email : ramawandia153@gmail.com

ABSTRACT

Interpretation of electrocardiogram signal waves is one of the crucial steps to diagnose heart disease. The use of deep learning that has been proven to be able to run feature extraction will be used in this study which aims to facilitate the delineation process of electrocardiogram signal waves. The use of CNN-BiGRU and CNN-BiLSTM architecture to perform delineation on the Lobachevsky University Database (LUDB) datasets shows quite accuracy with F1-score values 94.87% and 94.88%. Delination performed using deep learning model is sufficient to be a reference for ST elevation detection with rule-based method.

Keywords: electrocardiogram, deep *learning*, ST Elevation, delineation

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN	iv
KATA PENGANTAR	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR TABEL.....	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar belakang	1
1.2 Perumusan Masalah.....	2
1.3 Batasan Masalah.....	2
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Sistematika Penulisan	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	4
2.1 Pemrosesan Sinyal	4
2.2 Sinyal Elektrokardiogram	4
2.3 Normalisasi	5
2.4 Delineasi.....	5
2.5 <i>Deep Learning</i>	6
2.6 <i>Convolutional Neural Network</i>	7
2.7 <i>Long-Short Term Memory</i>	8
2.8 <i>Gated Recurrent Unit</i>	8

2.9 <i>Confusion Matrix</i>	9
2.10 <i>Lobachevsky University Electrocardiography Database</i>	10
2.11 ST - Elevasi.....	10
2.12 <i>Discrete Wavelet Transform</i>	11
2.13 Penelitian Terdahulu	11
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	12
3.1 Kerangka Kerja	12
3.2 Persiapan Data.....	13
3.3 Menghilangkan <i>Noise</i>	14
3.4 Segmentasi Sinyal	15
3.5 Normalisasi dan Penambahan <i>Zero-Padding</i>	15
3.6 Labelisasi.....	16
3.7 Pembagian <i>Data Training, Validation, Testing</i>	17
3.8 Proses Pelatihan Model.....	17
3.9 Parameter Arsitektur	18
3.10 Arsitektur CNN-BiLSTM/BiGRU	19
3.11 Data ST-Elevasi	19
BAB IV HASIL DAN ANALISIS.....	21
4.1. Hasil Delineasi Sinyal dengan CNN-BiLSTM	21
4.1.1 Pengujian pada <i>Lead II</i>	21
4.1.2. Pengujian pada keseluruhan lead	22
4.2 Hasil Delineasi Sinyal dengan CNN-BiGRU	45
4.2.1 Pengujian pada <i>lead II</i>	46
4.2.2 Pengujian pada Keseluruhan Lead.....	47
4.3 Hasil Deteksi ST-Elevasi	69
4.4 Hasil Analisis Delineasi	81
4.5 Hasil Analisis ST-Elevasi	83

BAB V KESIMPULAN	84
5. Kesimpulan	84
DAFTAR PUSTAKA	85

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Struktur Sinyal ECG.....	5
Gambar 2.2 Arsitektur CNN	7
Gambar 2.3 Struktur <i>Layer</i> LSTM.....	8
Gambar 2.4 Struktur <i>Layer</i> GRU	9
Gambar 2.5 Elevasi ST	11
Gambar 3.1 Kerangka Kerja	13
Gambar 3.2 Perbandingan sinyal sebelum dan sesudah <i>denoise</i>	14
Gambar 3.3 Arsitektur CNN-LSTM/GRU.....	19
Gambar 4.1 Plot akurasi <i>training</i> arsitektur CNN-BiLSTM.....	25
Gambar 4.2 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiLSTM data ECG lead I	28
Gambar 4.3 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiLSTM data ECG lead II.....	28
Gambar 4.4 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiLSTM data ECG lead III	29
Gambar 4.5 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiLSTM data ECG lead AVR.....	30
Gambar 4.6 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiLSTM data ECG lead AVL	31
Gambar 4.7 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiLSTM data ECG lead AVF	32
Gambar 4.8 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiLSTM data ECG lead V1	32
Gambar 4.9 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiLSTM data ECG lead V2	33
Gambar 4.10 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiLSTM data ECG lead V3.....	34
Gambar 4.11 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiLSTM data ECG lead V4.....	35
Gambar 4.12 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiLSTM data ECG lead V5.....	36
Gambar 4.13 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiLSTM data ECG lead V6.....	36
Gambar 4.14 Hasil delineasi model CNN-BiLSTM pada sinyal ECG lead AVF	37
Gambar 4.15 Hasil delineasi model CNN-BiLSTM pada sinyal ECG lead AVL	38
Gambar 4.16 Hasil delineasi model CNN-BiLSTM pada sinyal ECG lead AVR	38
Gambar 4.17 Hasil delineasi model CNN-BiLSTM pada sinyal ECG lead I.....	39
Gambar 4.18 Hasil delineasi model CNN-BiLSTM pada sinyal ECG lead II	40
Gambar 4.19 Hasil delineasi model CNN-BiLSTM pada sinyal ECG lead III	40
Gambar 4.20 Hasil delineasi model CNN-BiLSTM pada sinyal ECG lead V1 ...	41
Gambar 4.21 Hasil delineasi model CNN-BiLSTM pada sinyal ECG lead V2 ...	42
Gambar 4.22 Hasil delineasi model CNN-BiLSTM pada sinyal ECG lead V3 ..	42
Gambar 4.23 Hasil delineasi model CNN-BiLSTM pada sinyal ECG lead V4 ...	43

Gambar 4.24 Hasil delineasi model CNN-BiLSTM pada sinyal ECG <i>lead V5</i> ...	44
Gambar 4.25 Hasil delineasi model CNN-BiLSTM pada sinyal ECG <i>lead V6</i> ...	44
Gambar 4.26 Plot akurasi <i>training</i> model CNN-BiGRU	49
Gambar 4.27 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiGRU data ECG <i>lead I</i>	52
Gambar 4.28 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiGRU data ECG <i>lead II</i>	53
Gambar 4.29 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiGRU data ECG <i>lead III</i>	53
Gambar 4.30 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiGRU data ECG <i>lead AVR</i>	54
Gambar 4.31 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiGRU data ECG <i>lead AVL</i>	55
Gambar 4.32 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiGRU data ECG <i>lead AVF</i>	56
Gambar 4.33 Confusion matrix model CNN-BiGRU data ECG lead V1.....	57
Gambar 4.34 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiGRU data ECG <i>lead V2</i>	57
Gambar 4.35 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiGRU data ECG <i>lead V3</i>	58
Gambar 4.36 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiGRU data ECG <i>lead V4</i>	59
Gambar 4.37 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiGRU data ECG <i>lead V5</i>	60
Gambar 4.38 <i>Confusion matrix</i> model CNN-BiGRU data ECG <i>lead V6</i>	60
Gambar 4.39 Hasil delineasi model CNN-BiGRU pada sinyal ECG <i>lead I</i>	61
Gambar 4.40 Hasil delineasi model CNN-BiGRU pada sinyal ECG <i>lead II</i>	62
Gambar 4.41 Hasil delineasi model CNN-BiGRU pada sinyal ECG <i>lead III</i>	62
Gambar 4.42 Hasil delineasi model CNN-BiGRU pada sinyal ECG <i>lead AVR</i> ..	63
Gambar 4.43 Hasil delineasi model CNN-BiGRU pada sinyal ECG lead <i>AVL</i> ..	64
Gambar 4.44 Hasil delineasi model CNN-BiGRU pada sinyal ECG <i>lead AVF</i> ..	64
Gambar 4.45 Hasil delineasi model CNN-BiGRU pada sinyal ECG <i>lead V1</i>	65
Gambar 4.46 Hasil delineasi model CNN-BiGRU pada sinyal ECG <i>lead V2</i>	66
Gambar 4.47 Hasil delineasi model CNN-BiGRU pada sinyal ECG <i>lead V3</i>	66
Gambar 4.48 Hasil delineasi model CNN-BiGRU pada sinyal ECG <i>lead V4</i>	67
Gambar 4.49 Hasil delineasi model CNN-BiGRU pada sinyal ECG <i>lead V5</i>	68
Gambar 4.50 Hasil delineasi model CNN-BiGRU pada sinyal ECG <i>lead V6</i>	68
Gambar 4.51 Hasil deteksi ST-Elevasi pada <i>lead AVR</i>	70
Gambar 4.52 Hasil deteksi ST-Elevasi pada <i>lead AVL</i>	71
Gambar 4.53 Hasil deteksi ST-Elevasi pada <i>lead AVF</i>	72
Gambar 4.54 Hasil deteksi ST-Elevasi pada <i>lead I</i>	73
Gambar 4.55 Hasil deteksi ST-Elevasi pada <i>lead II</i>	74

Gambar 4.56 Hasil deteksi ST-Elevasi pada <i>lead</i> III.....	75
Gambar 4.57 Hasil deteksi ST-Elevasi pada <i>lead</i> V1	76
Gambar 4.58 Hasil deteksi ST-Elevasi pada <i>lead</i> V2	77
Gambar 4.59 Hasil deteksi ST-Elevasi pada <i>lead</i> V3	78
Gambar 4.60 Hasil deteksi ST-Elevasi pada <i>lead</i> V4	79
Gambar 4.61 Hasil deteksi ST-Elevasi pada <i>lead</i> V5	80
Gambar 4.62 Hasil deteksi ST-Elevasi pada <i>lead</i> V6	81

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Jumlah Data dan Panjang Data	13
Tabel 3.2 Perbandingan Nilai SNR.....	15
Tabel 3.3 Pembagian Data	17
Tabel 3.4 Konfigurasi Arsitektur	18
Tabel 3.5 Tabel jumlah data ST-Elevasi	20
Tabel 4.1 Hasil pengujian pada <i>lead II CNN-BiLSTM</i>	21
Tabel 4.2 Hasil pengujian keseluruhan lead <i>CNN-BiLSTM</i>	22
Tabel 4.3 Hasil pengujian pada <i>lead II CNN-BiGRU</i>	49
Tabel 4.4 Hasil pengujian keseluruhan lead CNN-BiGRU	50
Tabel 4.5 Hasil deteksi ST-Elevasi	71

DAFTAR LAMPIRAN

- Lampiran 1 Form Perbaikan Pengaji
- Lampiran 2 Form Perbaikan Pembimbing
- Lampiran 3 Hasil Cek Plagiarisme di Turnitin Halaman Judul
- Lampiran 4 Hasil Cek Plagiarisme di Turnitin
- Lampiran 5 Surat Keterangan Pengecekan Similarity

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Perkembangan teknologi yang sangat pesat ini tentunya memberikan dampak positif di segala hal. Salah satu bidang yang dapat merasakan dampak positif dari perkembangan teknologi adalah pada bidang medis. Penafsiran dari gelombang sinyal *electrocardiogram* (ECG) merupakan salah satu langkah krusial untuk mendiagnosis penyakit jantung [1]. Banyak rumah sakit sudah mengadopsi sistem diagnosis menggunakan komputer untuk sinyal ECG [2]. Salah satu metode yang digunakan adalah delineasi.

Electrocardiogram merupakan grafik yang menunjukkan tegangan terhadap waktu dari aktivitas listrik jantung menggunakan elektroda yang ditempelkan pada kulit [3]. Pengukuran sinyal pada ECG semakin hari semakin sulit karena terdapat morfologi dari penyakit jantung yang semakin rumit sehingga konstruksi dari algoritma delineasi otomatis menjadi lebih menantang [1]. Delineasi *electrocardiogram* merupakan proses segmentasi sinyal menjadi beberapa bagian seperti *P wave*, *QRS complex*, dan *T wave* [3]. Selain dari bagian yang telah disebutkan, ada beberapa bagian lain yang terdapat pada sinyal ECG seperti *PR interval*, *ST segment*, *PR segment*, dan *QT interval*. Adapun beberapa tipe noise yang ada pada signal ECG yaitu *electrode motion artifact* (EM), *muscle artifact* (MA), dan *baseline wander* (BW) [2]. Namun pada penelitian ini akan berfokus pada pendektsian adanya ST elevasi pada sinyal ECG.

Perubahan secara signifikan pada ST pada ECG merupakan salah satu penanda yang penting untuk mendeteksi gagal jantung pada pasien [4]. Peningkatan pendektsian ST ini diharapkan dapat membantu tindakan pencegahan agar lebih cepat dilakukan. Salah satu usaha yang dilakukan adalah dengan memanfaatkan *deep learning*. *Machine learning* secara umum merujuk kepada kategori algoritma yang secara otomatis menghasilkan prediksi dengan mendekripsi pola pada data. *Deep learning* sendiri merupakan salah satu cabang yang ada pada *machine learning*. Dengan menggunakan prosedur *general learning*, algoritma *deep learning* mampu secara otomatis mendekripsi dan mengekstrak fitur yang ada pada

data. Kemampuan untuk mendeteksi secara otomatis pada sesuatu yang kompleks dan hasil prediksi yang tinggi merupakan salah satu alasan mengapa *deep learning* dapat berkembang dengan cepat [5].

Deep learning mampu menjalankan ekstraksi fitur, dan mendapatkan akurasi yang tinggi untuk menjalankan tugas klasifikasi pada sinyal ECG [6]. Berlandaskan rujukan di atas, maka diharapkan dengan menggunakan *deep learning*, model yang dihasilkan dapat memberikan performa yang memuaskan serta akurat pada tugas yang diberikan yang mana dalam hal ini melakukan delineasi dan deteksi elevasi ST. Dataset yang digunakan pada penelitian kali ini merupakan data dari pengukuran sinyal dari ECG yang terdiri dari 200 pasien dengan durasi selama 10 detik menggunakan 12 – lead. Batasan dari P, T wave, dan QRS complex dianotaskan secara manual oleh kardiologis untuk semua 200 data [7].

Pada tugas akhir ini, penulis akan menggunakan data ECG yang akan didelineasi dan dilakukan deteksi untuk elevasi ST. Adapun judul dari tugas akhir ini adalah “Peningkatan Kinerja Delineasi 12 - Lead Sinyal *Electrocardiogram* Berbasis *Deep Learning* untuk Pendekstrian ST Elevasi”.

1.2 Perumusan Masalah

Rumusan masalah dari tugas akhir ini, yaitu:

1. Bagaimana cara menghasilkan model yang mampu melakukan delineasi pada sinyal ECG ?
2. Bagaimana cara menghasilkan model yang mampu melakukan pendekstrian elevasi pada ST ?

1.3 Batasan Masalah

Berikut batasan masalah dari tugas akhir ini, yaitu:

1. Penelitian dilakukan dengan menggunakan pendekatan *deep learning*.
2. Penelitian ini menggunakan data ECG 12 – lead pada dataset LUDB.
3. Penelitian ini disimulasikan dengan bahasa pemrograman *Python*.
4. Terdapat 8 kelas pada dataset yang akan dilakukan klasifikasi.

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penulisan Tugas Akhir ini, yaitu:

1. Menghasilkan model *deep learning* yang mampu melakukan delineasi dan deteksi elevasi ST.
2. Meningkatkan kinerja model *deep learning* untuk melakukan delineasi dan melakukan pendekripsi elevasi ST.

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika yang digunakan dalam penulisan ini adalah:

BAB I PENDAHULUAN

Pada Bab I ini akan menjelaskan hal-hal dasar dalam penulisan yang mana terdiri dari latar belakang, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, dan sistematika penulisan

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Pada Bab II akan menjelaskan landasan teori yang akan digunakan pada penulisan nantinya. Landasan teori yang akan digunakan antara lain yaitu landasan teori pemrosesan sinyal, sinyal elektrokardiogram, normalisasi dan delineasi sinyal, *deep learning*, *convolutional neural network*, *LSTM*, *GRU*, dan ST – Elevasi.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Pada Bab III akan menjelaskan bagaimana proses penggeraan atau metologi pada penelitian ini baik dari segi metode, proses, dan juga teknik yang akan digunakan.

BAB IV HASIL DAN ANALISIS

Pada Bab IV akan menjelaskan semua hasil yang telah dilakukan dalam penelitian. Lalu setelah mendapatkan hasil, akan dilakukan analisis dari hasil-hasil tersebut.

BAB V KESIMPULAN

Pada Bab V akan menjelaskan kesimpulan yang didapat dari penelitian yang telah dilakukan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Darmawahyuni, A., Nurmaini, S., Rachmatullah, M. N., Avi, P. P., Teguh, S. B. P., Sapitri, A. I., ... & 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), 139
- [2] Wang, J., Li, R., Li, R., & Fu, B. (2020). A knowledge-based deep learning method for ECG signal delineation. *Future Generation Computer Systems*, 109, 56-66.
- [3] Madona, P., Basti, R. I., & Zain, M. M. (2021). PQRST wave detection on ECG signals. *Gaceta Sanitaria*, 35, S364-S369.
- [4] Xiao, R., Xu, Y., Pelter, M. M., Mortara, D. W., & Hu, X. (2018). A deep learning approach to examine ischemic ST changes in ambulatory ECG recordings. *AMIA Summits on Translational Science Proceedings*, 2018, 256.
- [5] Christin, S., Hervet, É., & Lecomte, N. (2019). Applications for deep learning in ecology. *Methods in Ecology and Evolution*, 10(10), 1632-1644.
- [6] Liu, X., Wang, H., Li, Z., & Qin, L. (2021). Deep learning in ECG diagnosis: A review. *Knowledge-Based Systems*, 227, 107187.
- [7] Kalyakulina, A., Yusipov, I., Moskalenko, V., Nikolskiy, A., Kosonogov, K., Zolotykh, N., & Ivanchenko, M. (2021). Lobachevsky University Electrocardiography Database (version 1.0.1). PhysioNet. <https://doi.org/10.13026/eegm-h675>.
- [8] Kher, R. (2019). Signal processing techniques for removing noise from ECG signals. *J. Biomed. Eng. Res*, 3(101), 1-9.
- [9] Wasimuddin, M., Elleithy, K., Abuzneid, A. S., Faezipour, M., & Abuzaghleh, O. (2020). Stages-based ECG signal analysis from traditional signal processing to machine learning approaches: A survey. *IEEE Access*, 8, 177782-177803.
- [10] El B'charri, O., Latif, R., Jenkal, W., & Abenaou, A. (2016). The ECG signal compression using an efficient algorithm based on the DWT. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 7(3).

- [11] Gökhan, A. K. S. U., Güzeller, C. O., & Eser, M. T. (2019). The effect of the normalization method used in different sample sizes on the success of artificial neural network model. *International Journal of Assessment Tools in Education*, 6(2), 170-192.
- [12] Kryzhanovsky, B., Dunin-Barkowski, W., Redko, V., & Tiumentsev, Y. (2019). Advances in neural computation, machine learning, and cognitive research iii. *Neuroinformatics*.
- [13] Kalyakulina, A. I., Yusipov, I. I., Moskalenko, V. A., Nikolskiy, A. V., Kosonogov, K. A., Osipov, G. V., ... & Ivanchenko, M. V. (2020). LUDB: a new open-access validation tool for electrocardiogram delineation algorithms. *IEEE access*, 8, 186181-186190.
- [14] Kelleher, J. D. (2019). Deep learning. MIT press.
- [15] Li, Z., Liu, F., Yang, W., Peng, S., & Zhou, J. (2021). A survey of convolutional neural networks: analysis, applications, and prospects. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 33(12), 6999-7019.
- [16] Shenfield, A., & Howarth, M. (2020). A novel deep learning model for the detection and identification of rolling element-bearing faults. *Sensors*, 20(18), 5112.
- [17] Van Houdt, G., Mosquera, C., & Nápoles, G. (2020). A review on the long short-term memory model. *Artificial Intelligence Review*, 53(8), 5929-5955.
- [18] Gago, J. J., Vasco, V., Łukawski, B., Pattacini, U., Tikhanoff, V., Victores, J. G., & Balaguer, C. (2019). Sequence-to-sequence natural language to humanoid robot sign language. *arXiv preprint arXiv:1907.04198*.
- [19] Chen, J., Jing, H., Chang, Y., & Liu, Q. (2019). Gated recurrent unit based recurrent neural network for remaining useful life prediction of nonlinear deterioration process. *Reliability Engineering & System Safety*, 185, 372-382.
- [20] Chen, J., Huang, X., Jiang, H., & Miao, X. (2021). Low-cost and device-free human activity recognition based on hierarchical learning model. *Sensors*, 21(7), 2359.
- [21] Batarseh, F. A., & Yang, R. (2020). Data democracy: at the nexus of artificial intelligence, software development, and knowledge engineering.

- [22] Kalyakulina, A., Yusipov, I., Moskalenko, V., Nikolskiy, A., Kosonogov, K., Zolotykh, N., & Ivanchenko, M. (2021). Lobachevsky University Electrocardiography Database (version 1.0.1). PhysioNet. <https://doi.org/10.13026/eegm-h675>.
- [23] Wu, L., Huang, G., Yu, X., Ye, M., Liu, L., Ling, Y., ... & Qian, X. (2022). Deep learning networks accurately detect ST-segment elevation myocardial infarction and culprit vessel. *Frontiers in cardiovascular medicine*, 9, 797207.
- [24] Kristian Thygesen, Joseph S Alpert, Allan S Jaffe, Bernard R Chaitman, Jeroen J Bax, David A Morrow, Harvey D White, ESC Scientific Document Group , Fourth universal definition of myocardial infarction (2018), European Heart Journal, Volume 40, Issue 3, 14 January 2019, Pages 237–269
- [25] Khan, M. A., Salman, M., Ullah, S., Hassan, M. U., Wahab, M. A., & Shah, H. A. (2022). Comparison of Intracoronary and Intravenous Administration of High Dose Bolus Tirofiban in Patients of St Elevation Myocardial Infarction Undergoing Primary Percutaneous Coronary Intervention: Intracoronary and Intravenous Administration of High Dose Bolus Tirofiban. *Pakistan Journal of Health Sciences*, 185-189.
- [26] Hosseinzadeh, M. (2020). Robust control applications in biomedical engineering: Control of depth of hypnosis. In *Control Applications for Biomedical Engineering Systems* (pp. 89-125). Academic Press.
- [27] 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.