

***Deep Filter* dan *Bi-LSTM* untuk Peningkatan Kinerja
Delineasi Sinyal *Electrocardiogram***

SKRIPSI

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



OLEH :

MUHAMMAD IKHWAN PERWIRA

09011282025077

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

2024

***Deep Filter* dan Bi-LSTM untuk Peningkatan Kinerja
Delineasi Sinyal *Electrocardiogram***

SKRIPSI

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



OLEH :

MUHAMMAD IKHWAN PERWIRA

09011282025077

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

2024

LEMBAR PENGESAHAN

***Deep Filter dan Bi-LSTM untuk Peningkatan Kinerja
Delineasi Sinyal *Electrocardiogram****

SKRIPSI

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

OLEH :

MUHAMMAD IKHWAN PERWIRA

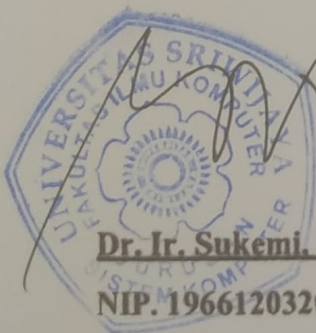
09011282025077

Palembang, ¹⁸ November 2024

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 : Senin

Tanggal : 29 Juli 2024

Tim Penguji :

1. Ketua : Dr. Firdaus, M. Kom.
2. Sekretaris : M. Naufal Rachmatullah, M. T.
3. Penguji : Huda Ubaya, M. T.
4. Pembimbing : Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., Ph. D.

firdaus

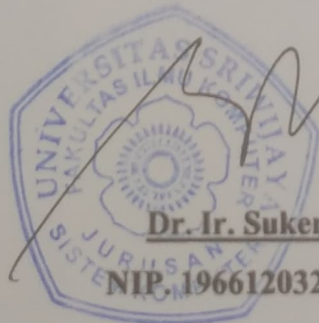
naufal

huda

siti

Mengetahui, *28/7/24*

Ketua Jurusan Sistem Komputer



[Signature]
Dr. Ir. Sukemi, M.T.

NIP. 196612032006041001

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Muhammad Ikhwan Perwira

NIM : 09011282025077

Judul : *Deep Filter* dan Bi-LSTM Untuk Peningkatan Kinerja Delineasi Sinyal *Electrocardiogram*

Hasil Pengecekan Turnitin: 6%

Menyatakan bahwa laporan tugas akhir ini 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, 29 Juli 2024



Muhammad Ikhwan Perwira

NIM. 09011282025077

KATA PENGANTAR

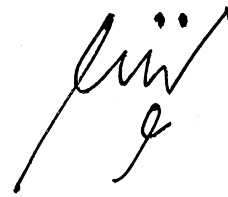
Puji syukur kehadiran Allah Yang Maha Esa atas berkat, rahmat, dan penyertaan-Nya penulis telah diberikan kesehatan, kekuatan, serta kesanggupan sehingga penulis mampu menyelesaikan skripsi ini yang berjudul “*Deep Filter dan Bi-LSTM untuk Peningkatan Kinerja Delineasi Sinyal Electrocardiogram*”.

Dalam penulisan skripsi ini, penulis masih dalam tahap pembelajaran dan bimbingan. Dengan demikian, penulis menyadari bahwa tanpa bantuan serta petunjuk dari semua pihak, penulis tentu tidak dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini. Pada kesempatan kali ini saya ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Allah yang Maha ESA yang telah memberi saya berkat dan rahmat-Nya
2. Orang Tua penulis, Ibu Dra. Sri Sunarti dan Ayah Muhammad Saleh Waad, S. E. serta Kakak Zahidi Adli, Hafizh Ridho Pangestu S. T. dan juga Adik Rafikah Maharani yang selalu memberikan motivasi, doa, serta dukungannya oleh penulis dan menguatkan dalam menyelesaikan skripsi.
3. Bapak Prof. Dr. Erwin, M.Si, selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Bapak Ir. Sukemi, M. T., selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
5. Ibu Prof. Ir. Siti Nurmaini, M.T., Ph. D., selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir penulis yang telah berkenan meluangkan waktu dalam membimbing penulis dalam penyusunan Proposal Tugas Akhir.
6. Bapak Abdurahman, S. Kom, M. Han., selaku Dosen Pembimbing Akademik penulis pada Program Studi Sistem Komputer.
7. Mba Annisa Darmawahyuni, M. Kom., selaku mentor utama dan juga mentor-mentor IsysRG lainnya dalam penyelesaian Tugas Akhir.
8. Bapak Angga Pratama selaku Admin Program Studi Sistem Komputer yang telah membantu administrasi dalam menyelesaikan Tugas Akhir.
9. Semua relasi penulis terutama dari grup riset *Intelligent System* rekan seangkatan penulis angkatan 2020 yang menjadi teman seperjuangan di jurusan Sistem Komputer Indralaya, Universitas Sriwijaya.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini belum sampai pada batas sempurna. Maka dari itu penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun serta kemakluman agar penulis semakin berkembang dalam masa pembelajaran. Penulis berharap pula agar skripsi ini dapat bermanfaat dan berguna bagi pihak yang terlibat maupun para pembaca, serta bagi penulis sendiri.

Palembang, 29 Juli 2024

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Ikhwan Perwira', with a stylized flourish at the end.

Muhammad Ikhwan Perwira

NIM. 09011282025077

Deep Filter* dan Bi-LSTM untuk Peningkatan Kinerja Delineasi Sinyal *Electrocardiogram

Muhammad Ikhwan Perwira (09011282025077)

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email: ikhwanperwira@gmail.com

ABSTRAK

Delineasi sinyal EKG sering kali terhalang oleh derau, seperti *baseline wandering* dan *electrode motion*. Penelitian ini menyajikan model yang kokoh untuk *denoising* dan delineasi sinyal EKG ke dalam empat kelas: *baseline*, gelombang P, kompleks QRS, dan gelombang T, dengan menggunakan data dari berbagai sumber. Model *denoising*, berdasarkan arsitektur Multibranch LANLD, dilatih dengan sinyal derau dari NSTDB dan label bersih dari QTDB, sementara LUDB digunakan untuk pelatihan delineasi. *Fine-tuning* dilakukan dengan mengganti lapisan keluaran CNN dengan Bi-LSTM dan lapisan *Dense*. Model ini mencapai *denoising* hingga 23 dB dan skor F1 delineasi 88,2% untuk *baseline*, 84,5% untuk gelombang P, 89,7% untuk kompleks QRS, dan 80,6% untuk gelombang T, dengan akurasi keseluruhan 86,4%.

Kata Kunci: Delineasi, *Denoising*, Multibranch LANLD, Bi-LSTM, Sinyal EKG

Deep Filter and Bi-LSTM for Improved Electrocardiogram Signal Delineation Performance

Muhammad Ikhwan Perwira (09011282025077)

Computer Engineering Department, Computer Science Faculty, Sriwijaya University

Email: ikhwanperwira@gmail.com

ABSTRACT

The delineation of ECG signals is often hindered by noise, such as baseline wandering and electrode motion. This study presents a robust model for ECG signal denoising and delineation into four classes: baseline, P wave, QRS complex, and T wave, using data from multiple sources. The denoising model, based on a Multibranch LANLD architecture, was trained with noisy signals from NSTDB and clean labels from QTDB, while LUDB was used for delineation training. Fine-tuning was done by replacing the CNN output layer with a Bi-LSTM and Dense layer. The model achieved denoising up to 23 dB and delineation F1-scores of 88.2% for baseline, 84.5% for P wave, 89.7% for QRS complex, and 80.6% for T wave, with an overall accuracy of 86.4%.

Keywords: Delineation, Denoising, Multibranch LANLD, Bi-LSTM, ECG Signal

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	I
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
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Perumusan Masalah.....	3
1.3. Batasan Masalah	3
1.4. Tujuan.....	3
1.5. Sistematika Penulisan	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1. Pemrosesan Sinyal.....	6
2.2. Sinyal <i>Electrocardiogram</i>	6
2.3. <i>Deep Learning</i>	10
2.4. <i>Deep Filter</i>	11
2.5. <i>Convolutional Neural Network</i>	12
2.6. <i>Vanilla Linear</i>	12
2.7. <i>Vanilla Non-Linear</i>	13
2.8. Multikernel <i>Linear and Non-Linear</i>	14
2.9. Multibranch <i>Linear and Non-linear Dilated</i>	14
2.10. <i>Recurrent Neural Network</i>	15
2.11. <i>Long Short-term Memory</i>	16
2.12. <i>Pseudo Random Number Generator</i>	18
2.13. <i>Resampling</i>	18

2.14. Metrik Evaluasi Klasifikasi	19
2.14.1. Akurasi	20
2.14.2. <i>Recall</i>	20
2.14.3. Spesifisitas.....	21
2.14.4. Presisi	21
2.14.5. Negative Predicted Value	21
2.14.6. <i>F1-score</i>	21
2.15. Metrik Evaluasi Regresi	22
2.15.1. <i>Maximum Absolute Distance</i>	22
2.15.2. <i>Sum of the Square of the Distance</i>	23
2.15.3. <i>Percentage Root Mean Square Difference</i>	23
2.15.4. <i>Cosine Similarity</i>	23
2.15.5. <i>Signal to Noise Ratio</i>	24
2.16. Penelitian Terdahulu.....	25
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	27
3.1. Kerangka Kerja.....	27
3.2. Persiapan Data	29
3.2.1. Akuisisi <i>Dataset</i>	29
3.2.2. <i>Exploratory Data Analysis</i>	31
3.3. Pra Pengolahan Data.....	40
3.3.1. Pemisahan <i>Beat Outlier</i>	42
3.3.2. <i>Resample Beat</i>	43
3.3.3. Pemberian <i>Padding</i>	45
3.3.3. Pembentukan <i>Ground Truth</i> dan Masukkan Model.....	48
3.4. Pembagian Data Uji dan Data Latih	49
3.5. Pembentukan Arsitektur Model.....	50
3.6. Evaluasi Performa Model	52
3.7. <i>Hyperparameter Tuning</i>	52
3.8. <i>Transfer Learning</i>	55
BAB IV HASIL DAN ANALISIS	58
4.1. Hasil <i>Denoising</i>	58
4.1.1. Hasil <i>Denoising</i> Sinyal <i>Raw Padding Non-shuffled</i>	61
4.1.2. Hasil <i>Denoising</i> Sinyal <i>Amplitude Centered Non-shuffled</i>	64
4.1.3. Hasil <i>Denoising</i> Sinyal <i>Amplitude & Iso Centered Non-shuffled</i>	68
4.1.4. Hasil <i>Denoising</i> Sinyal <i>Raw Padding Shuffled</i>	71
4.1.5. Hasil <i>Denoising</i> Sinyal <i>Amplitude Centered Shuffled</i>	75
4.1.6. Hasil <i>Denoising</i> Sinyal <i>Amplitude & Iso Centered Shuffled</i>	78
4.2. Hasil Delineasi.....	82

4.2.1. Hasil Delineasi Sinyal <i>Unseen</i> QTDB	89
4.2.2. Hasil Delineasi <i>Unseen</i> LUDB	92
4.2.3. Hasil Delineasi <i>Unseen</i> LUDB Pada <i>Atrial Fibrillation</i>	96
4.2.4. Hasil Delineasi <i>Unseen</i> LUDB Pada <i>Atrial Flutter</i>	101
BAB V KESIMPULAN	105
5 Kesimpulan.....	105
DAFTAR PUSTAKA	107

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Morfologi Gelombang ECG.....	7
Gambar 2.2. Gelombang P Normal.....	8
Gambar 2.3. Kompleks QRS Normal	9
Gambar 2.4. Gelombang T Normal.....	10
Gambar 2.5. Jaringan Saraf Biologis vs. Jaringan Saraf Tiruan	11
Gambar 2.6. <i>Convolutional Neural Network</i>	12
Gambar 2.7. <i>Vanilla Linear</i>	13
Gambar 2.8. <i>Vanilla Non-Linear</i>	13
Gambar 2.9. <i>Multikernel Linear and Non-Linear</i>	14
Gambar 2.10. <i>Multibranch Linear and Non-Linear Dilated</i>	15
Gambar 2.11. Dilatasi CNN	15
Gambar 2.12. <i>Recurrent Neural Network</i>	16
Gambar 2.13. <i>Long Short-term Memory</i>	17
Gambar 2.14. <i>Bidirectional LSTM</i>	18
Gambar 2.15. Matriks Konfusi.....	20
Gambar 3.1. <i>Flowchart</i> Kerangka Kerja.....	28
Gambar 3.2. <i>Flowchart</i> Persiapan Dataset.....	29
Gambar 3.3. <i>Baseline Wandering</i> pada NSTDB.....	32
Gambar 3.4. <i>Electrode Motion</i> pada NSTDB	33
Gambar 3.5. <i>Muscle Artifact</i> pada NSTDB	34
Gambar 3.6. <i>Dual Channel QTDB</i>	36
Gambar 3.7. Contoh <i>Beat Non-outlier</i>	37
Gambar 3.8. Contoh <i>Beat Outlier</i>	37
Gambar 3.9. Contoh <i>Beat Outlier</i> Lainnya	37
Gambar 3.10. Sampel LUDB kanal 1 (<i>lead i</i>).....	39
Gambar 3.11. <i>Flowchart</i> Pra Pengolahan Data untuk <i>Denoising</i>	41
Gambar 3.12. <i>Flowchart</i> Pra Pengolahan Data untuk <i>Delineasi</i>	42
Gambar 3.13. QTDB sebelum <i>Upsampling</i>	44
Gambar 3.14. QTDB sesudah <i>Upsampling</i>	44
Gambar 3.15. LUDB sebelum <i>Downsampling</i>	45
Gambar 3.16. LUDB sesudah <i>Downsampling</i>	45

Gambar 3.17. Contoh <i>Raw Padding</i>	46
Gambar 3.18. Contoh <i>Amplitude Centered Padding</i>	47
Gambar 3.19. Contoh <i>Amplitude & Iso Centered Padding</i>	47
Gambar 3.20. Pembentukan GT dan Masukkan Model <i>Denoising</i>	48
Gambar 3.21. Alur <i>Pipeline</i> Keseluruhan Model.....	49
Gambar 3.22. Arsitektur Model <i>Denoising</i>	52
Gambar 3.23. Arsitektur Model Delineasi	52
Gambar 3.24. <i>Flowchart Hyperparameter Tuning</i>	54
Gambar 3.25. Pembekuan Sebagian <i>Hidden Layer</i>	55
Gambar 3.26. Ekspansi Model Delineasi.....	57
Gambar 4.1. Grafik <i>Loss</i> Pelatihan <i>Raw Padding Non-shuffled</i>	62
Gambar 4.2. <i>Region</i> Hasil <i>Denoising Raw Padding Non-shuffled</i>	63
Gambar 4.3. Sampel Hasil <i>Denoising Raw Padding Non-shuffled</i>	64
Gambar 4.4. Grafik <i>Loss</i> Pelatihan <i>Amplitude Centered Non-shuffled</i>	66
Gambar 4.5. <i>Region</i> Hasil <i>Denoising Amplitude Centered Non-shuffled</i>	67
Gambar 4.6. Sampel Hasil <i>Denoising Amplitude Centered Non-shuffled</i>	67
Gambar 4.7. Grafik <i>Loss</i> Pelatihan <i>Iso Centered Non-shuffled</i>	69
Gambar 4.8. <i>Region</i> Hasil <i>Denoising Iso Centered Non-shuffled</i>	70
Gambar 4.9. Sampel Hasil <i>Denoising Iso Centered Non-shuffled</i>	71
Gambar 4.10. Grafik <i>Loss</i> Pelatihan <i>Raw Padding Shuffled</i>	73
Gambar 4.11. <i>Region</i> Hasil <i>Denoising Raw Padding Shuffled</i>	74
Gambar 4.12. Sampel Hasil <i>Denoising Raw Padding Shuffled</i>	74
Gambar 4.13. Grafik <i>Loss</i> Pelatihan <i>Amplitude Centered Shuffled</i>	76
Gambar 4.14. <i>Region</i> Hasil <i>Denoising Amplitude Centered Shuffled</i>	77
Gambar 4.15. Sampel Hasil <i>Denoising Amplitude Centered Shuffled</i>	78
Gambar 4.16. Grafik <i>Loss</i> Pelatihan <i>Iso Centered Shuffled</i>	80
Gambar 4.17. <i>Region</i> Hasil <i>Denoising Iso Centered Shuffled</i>	81
Gambar 4.18. Sampel Hasil <i>Denoising Iso Centered Shuffled</i>	81
Gambar 4.19. Contoh Prediksi Model Pada <i>Sinus Rhythm Lead ii</i>	85
Gambar 4.20. Grafik <i>Loss</i> (a), <i>Accuracy</i> (b), dan <i>Learning Rate</i> Tiap <i>Epoch</i> (c)	86
Gambar 4.21. Komparasi Prediksi Delineasi QTDB Dengan <i>Ground Truth</i>	91
Gambar 4.22. Komparasi Prediksi Delineasi LUDB Dengan <i>Ground Truth</i>	95

Gambar 4.23. Komparasi Prediksi Delineasi AF Dengan <i>Ground Truth</i>	100
Gambar 4.24. Komparasi Prediksi Delineasi AFL Dengan <i>Ground Truth</i>	104

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1. Gambaran Umum <i>Dataset</i>	30
Tabel 3.2. Metadata NSTDB.....	32
Tabel 3.3. Metadata QTDB.....	34
Tabel 3.4. Banyaknya <i>lead</i> pada QTDB	35
Tabel 3.5. Diagnosis Rekor pada QTDB	38
Tabel 3.6. Metadata LUDB.....	38
Tabel 3.7. Diagnosis Rekor LUDB	39
Tabel 3.8. Seleksi Rekaman QTDB untuk Data Uji	49
Tabel 3.9. Seleksi Rekaman LUDB untuk Data Uji	50
Tabel 3.10. Parameter Model Delineasi.....	56
Tabel 4.1. Hasil Keseluruhan Metrik Evaluasi Model <i>Denoising</i>	60
Tabel 4.2. Evaluasi <i>Train Set Deep Filter Raw Padding Non-shuffled</i>	61
Tabel 4.3. Evaluasi <i>Validation Set Deep Filter Raw Padding Non-shuffled</i>	61
Tabel 4.4. Evaluasi <i>Test Set Deep Filter Raw Padding Non-shuffled</i>	61
Tabel 4.5. Evaluasi <i>Train Set Deep Filter Amplitude Centered Non-shuffled</i>	64
Tabel 4.6. Evaluasi <i>Validation Set Deep Filter Amplitude Centered Non-shuffled</i>	64
Tabel 4.7. Evaluasi <i>Test Set Deep Filter Amplitude Centered Non-shuffled</i>	65
Tabel 4.8. Evaluasi <i>Train Set Deep Filter Iso Centered Non-shuffled</i>	68
Tabel 4.9. Evaluasi <i>Validation Set Deep Filter Iso Centered Non-shuffled</i>	68
Tabel 4.10. Evaluasi <i>Test Set Deep Filter Iso Centered Non-shuffled</i>	68
Tabel 4.11. Evaluasi <i>Train Set Deep Filter Raw Padding Shuffled</i>	71
Tabel 4.12. Evaluasi <i>Validation Set Deep Filter Raw Padding Shuffled</i>	72
Tabel 4.13. Evaluasi <i>Test Set Deep Filter Raw Padding Shuffled</i>	72
Tabel 4.14. Evaluasi <i>Train Set Deep Filter Amplitude Centered Shuffled</i>	75
Tabel 4.15. Evaluasi <i>Validation Set Deep Filter Amplitude Centered Shuffled</i> ...	75
Tabel 4.16. Evaluasi <i>Test Set Deep Filter Amplitude Centered Shuffled</i>	75
Tabel 4.17. Evaluasi <i>Train Set Deep Filter Iso Centered Shuffled</i>	78
Tabel 4.18. Evaluasi <i>Validation Set Deep Filter Iso Centered Shuffled</i>	78
Tabel 4.19. Evaluasi <i>Test Set Deep Filter Iso Centered Shuffled</i>	79
Tabel 4.20. Banyak Keseluruhan <i>Nodes</i>	84

Tabel 4.21. Hasil Delineasi Keseluruhan Per Rekaman	85
Tabel 4.22. Hasil Delineasi Keseluruhan Per <i>Beat</i> Tiap <i>Dataset</i>	87
Tabel 4.23. Hasil Delineasi QTDB Per Rekaman Keseluruhan.....	89
Tabel 4.24. Hasil Delineasi QTDB Per Rekaman Berdasarkan Patologi	89
Tabel 4.25. Hasil Delineasi LUDB Per Rekaman Keseluruhan.....	92
Tabel 4.26. Hasil Delineasi LUDB Per Rekaman Berdasarkan Patologi	92
Tabel 4.27. Hasil Delineasi LUDB Per Rekaman Berdasarkan <i>Lead</i>	93
Tabel 4.28. Hasil Delineasi LUDB AF Per Rekaman Keseluruhan	96
Tabel 4.29. Hasil Delineasi LUDB AF Per Rekaman Berdasarkan ID	96
Tabel 4.30. Hasil Delineasi LUDB AF Per Rekaman Berdasarkan <i>Lead</i>	98
Tabel 4.31. Hasil Delineasi LUDB AFL Keseluruhan Per Rekaman	101
Tabel 4.32. Hasil Delineasi LUDB AFL Per Rekaman Berdasarkan ID	101
Tabel 4.33. Hasil Delineasi LUDB AFL Per Rekaman Berdasarkan <i>Lead</i>	102

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Pemrosesan sinyal *eleetrocardiogram* (ECG) adalah cabang khusus pada bidang pemrosesan sinyal yang mempelajari analisis, manipulasi, dan interpretasi dari catatan aktivitas listrik jantung. ECG adalah instrumen diagnostik yang sangat penting dalam mengidentifikasi dan memonitor gangguan pada jantung. Melalui pemrosesan sinyal ECG, berbagai karakteristik seperti gelombang P, kompleks QRS, dan gelombang T dapat diidentifikasi, yang bermanfaat dalam deteksi gangguan jantung seperti aritmia, iskemia miokardium, dan blok jantung. Terus berkembangnya algoritma dan teknik pemrosesan sinyal ECG bertujuan untuk meningkatkan akurasi dalam mendeteksi dan memonitor pasien secara efektif [29].

Delineasi adalah proses mengenali letak interval pada amplitudo di setiap fitur gelombang. Proses ini berperan penting dalam analisis otomatis sinyal ECG [4]. Saat ini, analisis sinyal ECG umumnya masih dilakukan secara manual, yang sering kali berisiko menghasilkan kesalahan seperti interpretasi yang kurang tepat. Melakukan delineasi sinyal ECG secara otomatis dapat mengurangi risiko kesalahan interpretasi yang mungkin terjadi oleh manusia [5]–[7].

Pada realitanya, proses delineasi ECG seringkali terganggu oleh keberadaan derau yang mengakibatkan kehilangan beberapa informasi penting. Macam-macam derau pada sinyal ECG seperti *baseline wandering* (BW), *electrode motion* (EM), dan *muscle artifact* (MA) ini dapat menyulitkan proses interpretasi sinyal ECG baik secara manual oleh manusia ataupun algoritma komputer yang dapat mempengaruhi akurasi dalam diagnosis kondisi kesehatan pasien.

Hingga saat ini, beberapa pendekatan konvensional telah diterapkan dalam melakukan delineasi sinyal ECG, termasuk teknik seperti *phasor transform*, *wavelet transform*, *low-pass differentiation*, dan *dynamic time warping*. Meskipun metode-metode ini telah menunjukkan kinerja baik, mereka memiliki kelemahan dalam pengaturan parameter yang seringkali harus diatur secara manual

berdasarkan himpunan data yang digunakan, baik parameter untuk delineasi ataupun parameter untuk *denoising*. Selain itu, model-model yang telah disesuaikan secara khusus sering kali tidak memberikan hasil yang memuaskan saat diuji pada himpunan data yang berbeda [8]. Oleh karena itu, untuk menangani kelemahan-kelemahan ini, telah dikembangkan model-model menggunakan *deep learning*, di mana parameter-parameter tersebut diatur melalui algoritma *forward* dan *backward propagation*.

Penelitian *denoising* sinyal ECG menggunakan metode *deep filter* ini sebelumnya telah dilakukan pada penelitian [34] yang membandingkan antara beberapa metode *classical filter* dan beberapa metode *deep filter*. Dari penelitian tersebut, model terbaik yang didapatkan adalah model *deep filter* yang bernama *Multibranch Linear and Non-Linear Dilated* (MBLANLD) di mana model tersebut mendapatkan performa terbaik dalam melakukan *denoising*. Kemudian, penelitian delineasi sebelumnya menggunakan metode *Long Short-term Memory* (LSTM) sudah dilakukan pada penelitian [10] dan telah menghasilkan metrik yang baik. Pada penelitian tersebut, lapisan yang digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) disandingkan dengan *Bidirectional Long Short-term Memory* (Bi-LSTM). Oleh karena itu, hal tersebut menjadi pedoman bagi penulis dalam upaya meningkatkan kinerja model yang telah dikembangkan.

Pada penelitian ini, MBLANLD berfungsi sebagai *denoiser* (*regressor*) sinyal ECG. Di sisi lain, konkatenasi model antara MBLANLD dengan Bi-LSTM berfungsi sebagai delineator (*classifier*) sinyal ECG yang terdiri dari 4 kelas. Pelatihan model *denoising* menggunakan dua *database* yaitu MIT-BIH, *Noise Stress Test Database* (NSTDB) dan *QT Database* (QTDB), sementara untuk pelatihan model delineasi menggunakan *Lobachevsky University Database* (LUDB). Model *regressor* melakukan *denoising* pada sinyal *raw*, sementara keluaran dari model *regressor* menjadi masukan model *classifier* untuk melakukan delineasi sinyal ECG terhadap kelas *baseline*, gelombang P, kompleks QRS, dan gelombang T melalui *transfer learning*. Diharapkan dari penelitian ini menghasilkan peningkatan kinerja dari model yang *robust* dan *end-to-end* dari penelitian yang sebelumnya.

1.2. Perumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan pada latar belakang, dapat dirumuskan masalah yang mencakup:

1. Bagaimana membangun model MBLANLD – Bi-LSTM untuk melakukan delineasi sinyal ECG?
2. Bagaimana model *deep filter* dapat meningkatkan kinerja model delineasi melalui *transfer learning*?
3. Bagaimana membuat model delineasi kokoh terhadap berbagai sumber sinyal ECG yang berbeda?

1.3. Batasan Masalah

Berdasarkan penjelasan pada latar belakang, maka dapat diuraikan perumusan masalah yang terdiri atas:

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari NSTDB, QTDB, dan LUDB.
2. Melakukan *denoising* dan delineasi sinyal ECG yang mencakup gelombang sinyal lengkap, yaitu gelombang P, kompleks QRS, dan gelombang T.
3. Jenis *noise* yang digunakan adalah *baseline wandering* dan *electrode motion*.
4. Kanal yang digunakan adalah kanal pertama QTDB dan NSTDB untuk pelatihan *denoising* dan 12 kanal pada LUDB untuk pelatihan delineasi.

1.4. Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Membentuk model MBLANLD – Bi-LSTM untuk *denoising* dan delineasi sinyal ECG.
2. Meningkatkan kinerja model delineasi dari model terbaik pada *deep filter* melalui *transfer learning*.
3. Membuat model delineasi kokoh terhadap berbagai sumber sinyal ECG yang berbeda.

1.5. Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dalam skripsi ini adalah sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab pertama menjelaskan tentang latar belakang, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, serta sistematika penulisan yang diterapkan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini akan menguraikan teori-teori dasar yang menjadi pijakan penelitian ini. Teori dasar yang dibahas meliputi literatur tentang pemrosesan sinyal, morfologi sinyal ECG, *deep learning* (DL), *deep filter*, CNN, *Vanilla Linear* (Vanilla L), *Vanilla Non-Linear* (Vanilla NL), *Multikernel Linear and Non-Linear* (MKLANL), MBLANLD, *Recurrent Neural Network* (RNN), Bi-LSTM, *Pseudo Random Number Generator*, *Polifase Resample*, metrik evaluasi klasifikasi, dan metrik evaluasi regresi.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini memaparkan mengenai tahap beserta rangkaian yang dilakukan penelitian ini. Penelitian diinisialisasi dari preparasi data, akuisisi data, *Exploratory Data Analysis* (EDA), Pra pengolahan data, mendefinisikan *ground truth* dan model *input* untuk *dataset deep filter*, pemisahan *dataset deep filter*, pemisahan dataset delineasi, pembentukan arsitektur model, mendefinisikan *hyperparameter tuning*, mendefinisikan *transfer learning* untuk delineasi, pelatihan model *deep filter*, pelatihan model delineasi melalui *transfer learning*, pengujian dan evaluasi model *deep filter* beserta model delineasi.

BAB IV HASIL DAN ANALISIS

Bab ini akan menguraikan hasil pengujian yang diperoleh serta menganalisis hasil penelitian yang telah dilakukan pada model *denoising* dengan evaluasi pada *feature engineering* yang berbeda yaitu *raw padding*, *amplitude centered padding*, dan *amplitude & iso centered padding* dengan *shuffled* dan *non-shuffled validation splitting*. Sementara model delineasi dilakukan dengan evaluasi per rekaman pada QTDB, LUDB lima patologi, LUDB dengan patologi *atrial fibrillation* (AF) dan LUDB dengan patologi *atrial flutter* (AFL).

BAB V KESIMPULAN

Bab ini menyajikan kesimpulan yang diperoleh dari hasil dan analisis keseluruhan penelitian yang telah dilakukan, serta memberikan rangkuman temuan utama dan implikasi dari penelitian tersebut.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] “Elektrokardiografi Konsep Dasar dan Praktik Klinik - Google Books.” https://www.google.co.id/books/edition/Elektrokardiografi_Konsep_Dasar%20_dan_Prak/3KtTDwAAQBAJ (accessed Sept. 9, 2023).
- [2] “Cara Praktis & Sistematis Belajar Membaca ECG - Google Books.” https://www.google.co.id/books/edition/Cara_Praktis_Sistematis_Belajar_Membaca/cY5KDwAAQBAJ (accessed Aug. 24, 2021).
- [3] E. L. Utari, “Analisa Deteksi Gelombang Qrs Untuk Menentukan Kelainan Fungsi Kerja Jantung,” *Teknoin*, vol. 22, no. 1, pp. 27–37, 2016, doi: 10.20885/teknoin.vol22.iss1.art4.
- [4] N. F. Hikmah, A. Arifin, and T. A. Sardjono, “Delineation of ECG Feature Extraction Using Multiresolution Analysis Framework,” *J. Ilm. Teknol. Inf.*, vol. 18, no. 2, pp. 135–146, 2020.
- [5] Q. Qin, J. Li, L. Zhang, Y. Yue, and C. Liu, “Combining Low-dimensional Wavelet Features and Support Vektor Machine for *Arrhythmia Beat* Classification,” *Sci. Reports* 2017 71, vol. 7, no. 1, pp. 1–12, Jul. 2017, doi: 10.1038/s41598-017-06596-z.
- [6] G. de Lannoy, B. Frenay, M. Verleysen, and J. Delbeke, “Supervised ECG Delineation Using the *Wavelet Transform* and Hidden Markov Models,” *IFMBE Proc.*, vol. 22, pp. 22–25, 2009, doi: 10.1007/978-3-540-89208-3_7.
- [7] H. Hajimolahoseini, J. Hashemi, and D. Redfearn, “ECG Delineation for Qt Interval Analysis Using an Unsupervised Learning Method,” *ICASSP, IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process. - Proc.*, vol. 2018-April, pp. 2541–2545, Sep. 2018, doi: 10.1109/ICASSP.2018.8461999.
- [8] D. Jia et al., “An Electrocardiogram Delineator via Deep Segmentation Network,” *Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. EMBS*, no. July, pp. 1913–1916, 2019, doi: 10.1109/EMBC.2019.8856987.
- [10] Prazna Paramitha and Nurmaini, Siti (2022) Delineasi Sinyal Elektrodigram Multi-*Lead* Menggunakan Metode Long Short-Term Memory Berbasis Ekstraksi Fitur *Convolutional Neural Network*.

Undergraduate thesis, Sriwijaya University.

- [11] Andrianto and M. Ardiana, “BUKU AJAR BELAJAR CEPAT ECG - Google Play Buku,” Airlangga University Press, 2019. <https://play.google.com/books/reader?id=eaRHEAAAQBAJ&pg=GBS.PA> (accessed Okt. 14, 2022).
- [12] H. Sulastomo et al., “Buku Manual Keterampilan Klinis Interpretasi Pemeriksaan Elektrokardiografi (ECG),” Skillslab.Fk.Uns.Ac.Id, pp. 1–30, 2019.
- [13] M. Risnasari, “Penekanan *Noise* pada Sinyal ECG Menggunakan Transformasi Wavelet,” *EduTic - Sci. J. Informatics Educ.*, vol. 1, no. 1, 2015, doi: 10.21107/edutic.v1i1.397.
- [14] P. Karthikeyan, M. Murugappan, and S. Yaacob, “ECG signal *denoising* using wavelet thresholding techniques in human stress assessment,” *Int. J. Electr. Eng. Informatics*, vol. 4, no. 2, pp. 306–319, 2012, doi: 10.15676/ijeei.2012.4.2.9.
- [15] Y. Xu, J. B. Weaver, D. M. Healy, and J. Lu, “*Wavelet Transform Domain Filters: A Spatially Selective Noise Filtration Technique*,” *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 3, no. 6, pp. 747–758, 1994, doi: 10.1109/83.336245.
- [16] “Pengenalan Machine Learning Menggunakan Jupyter Notebook – Google Books.” https://www.google.co.id/books/edition/Pengenalan_Machine_Learning_Menggunakan/_uMREAAAQBAJ?hl=id&gbpv=0 (accessed Jan. 08, 2022).
- [17] C. T. C. Arsene, R. Hankins and H. Yin, “*Deep Learning Models for Denoising ECG Signals*,” 2019 27th European Signal Processing Conference (EUSIPCO), A Coruna, Spain, 2019, pp. 1-5, doi: 10.23919/EUSIPCO.2019.8902833.
- [18] D. Jia et al., “An Electrocardiogram Delineator via Deep Segmentation Network,” *Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. EMBS*, no. July, pp. 1913–1916, 2019, doi: 10.1109/EMBC.2019.8856987.
- [19] U. Erdenebayar, H. Kim, J. U. Park, D. Kang, and K. J. Lee, “Automatic Prediction of Atrial Fibrillation Based on *Convolutional Neural Network* Using a Short-term Normal Electrocardiogram Signal,” *J.*

- Korean Med. Sci., vol. 34, no. 7, Feb. 2019, doi: 10.3346/JKMS.2019.34.E64.
- [20] H. Abrishami, C. Han, X. Zhou, M. Campbell, and R. Czosek, "Supervised ecg interval segmentation using lstm neural network," in Proceedings of the International Conference on Bioinformatics & Computational Biology (BIOCOMP), 2018, pp. 71–77.
- [21] G. S. Chadha, A. Panambilly, A. Schwung, and S. X. Ding, "*Bidirectional deep Recurrent Neural Networks* for process fault classification," *ISA Trans.*, 2020.
- [22] J. Effendi, "Otomatisasi Deliniasi Sinyal Elektrokardiogram Menggunakan Metode Long Short-Term Memory Berbasis Ekstraksi Fitur *Convolutional Neural Network* 1-Dimensi," Universitas Sriwijaya, 2020.
- [23] K. Kim, "*Arrhythmia* classification in multi-channel ECG signals using deep neural networks," 2018.
- [24] Patro, V. Mohan, and Manas Ranjan Patra. "Augmenting weighted average with *confusion matrix* to enhance classification *accuracy*." *Transactions on Machine Learning and Artificial Intelligence* 2.4 (2014): 77-91.
- [25] S. Nurmaini et al., "*Beat-to-Beat Electrocardiogram Waveform Classification Based on a Stacked Convolutional and Bidirectional Long Short-Term Memory*," in *IEEE Access*, vol. 9, pp. 92600-92613, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3092631.
- [26] A. Darmawahyuni et al., "*Deep Learning* with a recurrent network structure in the sequence modeling of imbalanced data for ECG-rhythm *classifier*," *Algorithms*, vol. 12, no. 6, pp. 1–12, 2019.
- [27] H.Wai and K. Lau, "Informatics in Medicine Unlocked Multiclass classification of myocardial infarction with convolutional and *Recurrent Neural Networks* for portable ECG devices," *Informatics Med. Unlocked*, vol. 13, no. June, pp. 26–33, 2018.
- [28] L. S. Memory, "Long Short-Term Memory," pp. 37–45, 2012. L. S. Memory, "Long Short-Term Memory," pp. 37–45, 2012.
- [29] S. N. Gupta, P. Gupta, dan S. K. Sharma, "A Survey of ECG *Denoising* Techniques," in *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, vol. 6, no. 6, 2016.

- [30] A. Antoniou, "Digital signal processing," McGraw-Hill, 2006.
- [31] L. Sörnmo and P. Laguna, "Electrocardiogram (ECG) signal processing," in Wiley encyclopedia of biomedical engineering, 2006.
- [32] J. G. Proakis and D. G. Manolakis, "Digital Signal Processing: Principles, Algorithms, and Applications," 4th ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, 2006.
- [33] B. Deepa and K. Ramesh, "Epileptic seizure detection using *Deep Learning* through min max scaler normalization," *Int. J. Health Sci*, vol. 6, pp. 10981-10996, 2022.
- [34] F. P. Romero, D. C. Piñol, and C. R. V. Seisdedos, "*DeepFilter*: an ECG *baseline wander removal filter* using *Deep Learning* techniques," 2021.
- [35] H. Schröter, A. N. Escalante-B., T. Rosenkranz, and A. Maier, "*DeepFilterNet*: A Low Complexity Speech Enhancement Framework for Full-Band Audio based on *Deep Filtering*," 2022.
- [36] E. Ajdaraga and M. Gusev, "Analysis of sampling frequency and resolution in ECG signals," 2017.
- [37] P. P. Vaidyanathan, "Multirate Systems and *Filter Banks*," 1993.
- [38] K. Antczak, "*Deep Recurrent Neural Networks* for ECG Signal *Denoising*," 2019.
- [39] H.-T. Chiang, Y.-Y. Hsieh, S.-W. Fu, K.-H. Hung, Y. Tsao, and S.-Y. Chien, "*Noise Reduction in ECG Signals Using Fully Convolutional Denoising Autoencoders*," 2019.
- [40] J. Håstad, R. Impagliazzo, L. A. Levin, and M. Luby, "A Pseudorandom Generator from any One-way Function," 1999.
- [41] Abdulrahman, A.O., Hama Rawf, K.M. & Mohammed, A.A. Improved ECG heartbeat classification based on 1-D convolutional neural networks. *Multimed Tools Appl* 83, 48683–48700 (2024). doi: 10.1007/s11042-023-17619-5.
- [42] Yong-Bong, Jo & Song-Hwan, Kim & Myong-Il, Kim & Un-Hwa, Ri. (2024). Treatment of Acute RVTI Complicated by High-Grade Bradycardia-Induced Shock Using Pacing-PTCA-ICT Combination. *International Journal of Clinical and Experimental Physiology*. 11. 43-46. 10.5530/ijcep.2024.11.1.7.

- [43] Shahsavari, M., Devienne, P., Boulet, P. (2019). Spiking Neural Computing in Memristive Neuromorphic Platforms. In: Chua, L., Sirakoulis, G., Adamatzky, A. (eds) Handbook of Memristor Networks. Springer, Cham. doi: 10.1007/978-3-319-76375-0_25
- [44] Burhan, M.F., Nawawi, S.W., Yunus, M.H. (2022). GSM Device Localization in Indoor Environment Using Received Signal Strength Indicator (RSSI) and Convolutional Neural Networks (CNN). In: Wahab, N.A., Mohamed, Z. (eds) Control, Instrumentation and Mechatronics: Theory and Practice. Lecture Notes in Electrical Engineering, vol 921. Springer, Singapore. doi: 10.1007/978-981-19-3923-5_54
- [45] Mattera, G., Nele, L. & Paoletta, D. Monitoring and control the Wire Arc Additive Manufacturing process using artificial intelligence techniques: a review. *J Intell Manuf* 35, 467–497 (2024). doi: 10.1007/s10845-023-02085-5
- [46] Bawa, S., Rana, P.S. & Tekchandani, R. Multivariate time series ensemble model for load prediction on hosts using anomaly detection techniques. *Cluster Comput* 27, 10993–11016 (2024). doi: 10.1007/s10586-024-04517-0
- [47] Ihianle, Isibor & Nwajana, Augustine & Ebebuwa, Solomon & Otuka, Richard & Owa, Kayode & Orisatoki, Mobolaji. (2020). A Deep Learning Approach for Human Activities Recognition From Multimodal Sensing Devices. IEEE Access. 8. 179028-179038. 10.1109/ACCESS.2020.3027979.
- [48] Akkaş, Hülya & Latifoğlu, Fatma & Tokmakçı, Mahmut. (2023). The Diagnosis of Alzheimer's Disease using EEG Signals. The European Journal of Research and Development. 3. 1-13. 10.56038/ejrnd.v3i3.273.