

**KLASIFIKASI *MYOCARDIAL INFARCTION*
PADA SINYAL ELEKTROKARDIOGRAM
MULTILEAD MENGGUNAKAN *UNIDIRECTIONAL-
BIDIRECTIONAL GATED RECURRENT UNIT***

SKRIPSI

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



Oleh:

RIBOWO AGUSTI SUNOKI

09011281722047

**JURUSAN SISTEM KOMPUTER
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS SRIWIJAYA
2021**

HALAMAN PENGESAHAN

**KLASIFIKASI MYOCARDIAL INFARCTION
PADA SINYAL ELEKTROKARDIOGRAM *MULTILEAD*
MENGUNAKAN *UNIDIRECTIONAL- BIDIRECTIONAL*
*GATED RECURRENT UNIT***

SKRIPSI

**Program Studi Sistem Komputer
Jenjang S1**

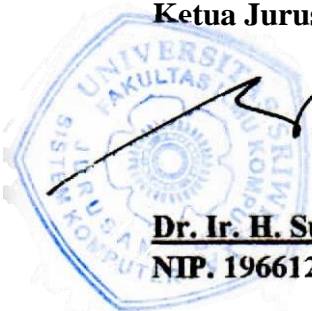
Oleh :

**RIBOWO AGUSTI SUNOKI
09011281722047**

Indralaya, November 2021

Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer



**Dr. Ir. H. Sukemi M.T.
NIP. 19661203 200604 1 001**

Pembimbing Tugas Akhir

**Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.
NIP. 19690802 199401 2 001**

HALAMAN PERSETUJUAN

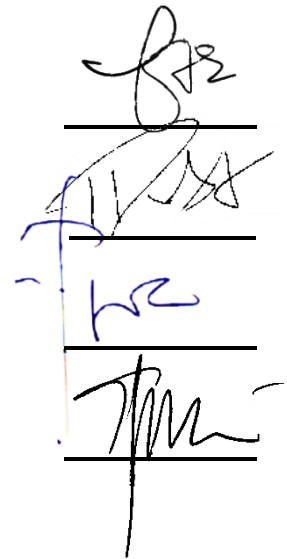
Telah diuji dan lulus pada :

Hari : Selasa

Tanggal : 26 Oktober 2021

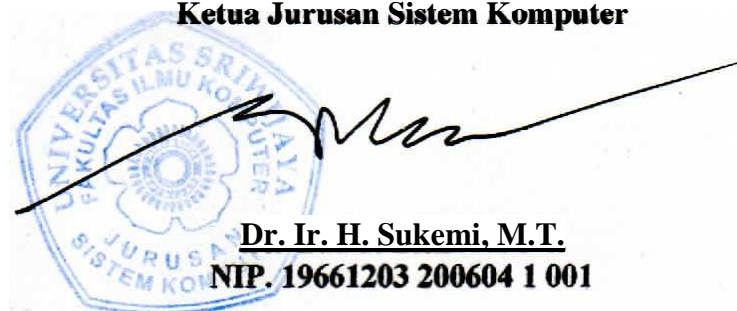
Tim Penguji :

1. Ketua : Dr. Ir. Bambang Tutuko, M.T.
2. Sekretaris : Rahmat Fadli Isnanto, M.Sc.
3. Penguji : Firdaus, M.Kom.
4. Pembimbing : Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.



Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer



Dr. Ir. H. Sukemi, M.T.
NIP. 19661203 200604 1 001

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Ribowo Agusti Sunoki
NIM : 09011281722047
Judul : Klasifikasi *Myocardial Infarction* Pada Sinyal Elektrokardiogram
Multilead Menggunakan *Unidirectional- Bidirectional Gated
Recurrent Unit*

Hasil Pengecekan *Software iThenticate/Turnitin* : 6%

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.



Indralaya, November 2021



Ribowo Agusti Sunoki
NIM. 09011281722047

KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Puji dan syukur penulis selalu panjatkan atas ke hadirat Allah Subhanahu Wata'ala yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan judul “**Klasifikasi Myocardial Infarction Pada Sinyal Elektrokardiogram *Multilead* Menggunakan *Unidirectional-Bidirectional Gated Recurrent Unit***”. Salawat serta salam tak lupa kita curahkan kepada junjungan kita Nabi Muhammad SAW beserta keluarga, sahabat dan para pengikutnya yang in-sha Allah Istiqomah hingga akhir zaman.

Selesainya penyusunan Proposal Tugas Akhir ini tidak terlepas dari peran serta semua pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Allah Subhanahu Wata'ala yang telah memberikan berkah serta nikmat kesehatan dan kesempatan kepada penulis dalam menyusun Proposal Skripsi.
2. Orang tua saya tercinta yang telah membesarkan saya dengan penuh kasih sayang dan selalu mengajarkan saya dalam berbuat hal yang baik. Terimakasih untuk segala doa, motivasi dan dukungannya baik moril, materi maupun spiritual selama ini dan saudara penulis, serta keluarga besar penulis yang tersayang.
3. Bapak Jaidan Jauhari, S.Pd., M.T., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Bapak Dr. Ir. H. Sukemi, M.T. selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
5. Ibu Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T., selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang telah meluangkan waktunya untuk membimbing, memberikan saran dan motivasi serta bimbingan terbaik untuk penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
6. Bapak Dr. Erwin, S.Si., M.Si. selaku Pembimbing Akademik Jurusan Sistem Komputer.
7. Mbak Reny selaku Admin Jurusan Sistem Komputer yang telah membantu penulis dalam hal-hal administrasi.

8. Mbak Annisa Darmawahyuni yang selalu memberikan bantuan dan saran untuk penulis.
9. Popy Valentina yang selalu memberi semangat dalam melakukan penulisan Skripsi maupun penelitian pada Tugas Akhir ini.
10. Teman - teman seperjuangan Jurusan Sistem Komputer Angkatan 2017.
11. Teman - teman seperjuangan di Intelligent System Research Group.
12. Seluruh pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu, yang telah memberikan semangat serta doa.
13. Almamater Universitas Sriwijaya.

Penulis menyadari dalam penyusunan laporan Proposal Tugas Akhir ini masih terdapat banyak kekurangan, karenanya penulis mengharapkan kritik dan saran untuk perbaikan. Semoga laporan Proposal Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi siapa saja yang membacanya.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Indralaya, November 2021

Penulis



Ribowo Agusti Sunoki

NIM. 09011281722047

**CLASSIFICATION OF MYOCARDIAL INFARCTION
ON MULTILEAD ELECTROCARDIOGRAM SIGNAL
USING UNIDIRECTIONAL-BIDIRECTIONAL
GATED RECURRENT UNIT**

RIBOWO AGUSTI SUNOKI (09011281722047)

*Computer Engineering Department, Computer Science Faculty,
Sriwijaya University*

Email : ribowo.sunoki15@gmail.com

ABSTRACT

Myocardial Infarction (MI) is caused by blockage of blood flow to the myocardial segment, ECG monitoring is a major factor in reducing mortality. Electrocardiogram (ECG) is electrical records that contains information about human heart. Classification can be very hard for doctor to do because of human errors. Because of that, automation of ECG classification by using deep learning is preferred. The deep learnings methodology used in this study is Recurrent Neural Network (RNN) with Gated Recurrent Unit (GRU) and Long Short-Term Memory (LSTM) by using Bidirectional. GRU is an effective method for classifying time series data. LSTM can also overcome vanishing gradient's problems that occur in RNN. In this study, delineation is applied to 2 and 4 types of class. There are 14 models generated with the best learning rate, number of hidden layers and batch size for every type of class. From the 14 experimental models, the best model is obtained by using Bi-GRU in both types of class scenarios. Bi-GRU's model have the highest evaluation values in 4 types of waves scenarios with performance value of sensitivity, precision, specificity, accuracy and F1-Score respectively 87.75%, 88,66%, 96.27%, 96.80%, dan 88.19%

Keywords : *Electrocardiogram, Classification, Recurrent Neural Network, Myocardial Infarction, Gated Recurrent Unit*

**KLASIFIKASI MYOCARDIAL INFARCTION
PADA SINYAL ELEKTROKARDIOGRAM *MULTILEAD*
MENGUNAKAN *UNIDIRECTIONAL- BIDIRECTIONAL*
*GATED RECURRENT UNIT***

RIBOWO AGUSTI SUNOKI (09011281722047)

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email : ribowo.sunoki15@gmail.com

ABSTRAK

Myocardial Infarction (MI) disebabkan karena penyumbatan aliran darah menuju *myocardial segment*, pemantauan EKG merupakan faktor utama untuk mengurangi angka kematian. Elektrokardiogram (EKG) adalah informasi rekaman listrik dari aktifitas jantung. Klasifikasi terhadap sinyal EKG secara otomatis menggunakan *deep learning* dapat membantu para dokter karena adanya *human errors* pada anotasi sinyal EKG secara manual. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah *Recurrent Neural Network* (RNN) arsitektur *Gated Recurrent Unit* (GRU) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dengan menggunakan *Bidirectional* atau dua arah. GRU merupakan metode yang efektif dalam memproses data bertipe *time series*. Selain itu, LSTM dapat mengatasi masalah *vanishing gradient* pada RNN. Pada penelitian ini, ada dua skenario klasifikasi yang dilakukan yaitu terhadap 2 kelas dan 4 kelas sinyal dengan jumlah model adalah 14 untuk parameter *learning rate*, jumlah *hidden layer* dan *batch size* terbaik sesuai skenario. Dari 14 model yang diuji coba, model terbaik didapatkan pada proses klasifikasi dengan Bi-GRU pada kedua skenario. Model Bi-GRU memiliki hasil evaluasi tertinggi pada skenario 4 kelas sinyal dengan nilai sensitivitas, presisi, spesifisitas, akurasi dan F1 sebesar 87.75%, 88,66%, 96.27%, 96.80%, dan 88.19%

Kata Kunci : Elektrokardiogram, Klasifikasi, *Recurrent Neural Network*, *Myocardial Infarction*, *Gated Recurrent Unit*

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN	iv
KATA PENGANTAR	v
ABSTRACT	vii
ABSTRAK	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xix
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Tujuan dan Manfaat	2
1.2.1 Tujuan Penelitian	2
1.2.2 Manfaat Penelitian	2
1.3 Perumusan dan Batasan	3
1.3.1 Perumusan Masalah	3
1.3.2 Batasan Masalah.....	3
1.4 Metodologi penelitian	3
1.4.1 Persiapan Data (Tahap Pertama).....	4
1.4.2 Pra Pengolahan Data (Tahap Kedua)	4
1.4.3 Klasifikasi (Tahap Ketiga)	4
1.4.4 Analisa dan Kesimpulan (Tahap Keempat)	4
1.5 Sistematika Penulisan	4
BAB I - PENDAHULUAN	5
BAB II - TINJAUAN PUSTAKA	5
BAB III - METODOLOGI	5
BAB IV - HASIL DAN PEMBAHASAN.....	5

BAB V - KESIMPULAN DAN SARAN	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1 <i>Myocardial Infarction</i>	6
2.2 Elektrokardiogram	6
2.3 <i>Wavelet Transform</i>	7
2.3.1 <i>Wavelet Transform</i> Kontinyu.....	8
2.3.2 <i>Wavelet Transform</i> Diskrit.....	8
2.4 Deep Learning.....	9
2.5 RNN (<i>Recurrent Neural Network</i>).....	9
2.5.1 GRU (<i>Gated Recurrent Unit</i>).....	10
2.5.2 <i>Bidirectional Gated Recurrent Unit</i>	12
2.5.3 LSTM (<i>Long Short-Term Memory</i>)	13
2.5.4 <i>Bidirectional Long Short-Term Memory</i>	13
2.6 Validasi Performa	13
2.6.1 Sensitivitas	15
2.6.2 Akurasi	15
2.6.3 Presisi	15
2.6.4 Spesifisitas.....	16
2.6.5 F1-Skor.....	16
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	17
3.1 Pendahuluan.....	17
3.2 Kerangka Kerja	17
3.3 Persiapan Data	18
3.3.1 PTB Diagnostic ECG Database	19
3.3.2 BIDMC Congestive Heart Failure Database.....	21
3.4 Pra Pengolahan Data.....	22
3.4.1 Pengurangan Derau dan Penghilangan <i>Baseline wander</i> Sinyal. 22	
3.4.2 Normalisasi	24
3.4.3 Segmentasi Sinyal	26
3.5 Pembagian Data Uji dan Data Latih	26
3.5.1 Splitting.....	27

3.5.2	K-fold <i>Cross Validation</i>	27
3.6	Klasifikasi Sinyal 2 Kelas dengan GRU dan Bi-GRU.....	28
3.6.1	Model <i>Unidirectional</i> GRU	29
3.6.2	Model <i>Bidirectional</i> GRU.....	29
3.7	Klasifikasi Sinyal 4 Kelas dengan GRU dan LSTM	30
3.8	Validasi Performa	30
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....		31
4.1	Pendahuluan.....	31
4.2	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan <i>Unidirectional</i> GRU.....	31
4.2.1	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 1 GRU	32
4.2.2	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 2 GRU	34
4.2.3	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 3 GRU	36
4.2.4	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 4 GRU	38
4.2.5	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 5 GRU	40
4.3	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan <i>Bidirectional</i> GRU	42
4.3.1	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 6 Bi-GRU	43
4.3.2	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 7 Bi-GRU	45
4.3.3	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 8 Bi-GRU	47
4.3.4	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 9 Bi-GRU	49
4.3.5	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 10 Bi-GRU	51
4.4	Hasil Evaluasi Performa Model GRU dan BI-GRU	53
4.5	Analisis Sementara.....	54
4.6	Hasil klasifikasi Sinyal 4 Kelas dengan LSTM dan GRU.....	55
4.6.1	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 11 GRU	55
4.6.2	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 12 Bi-GRU	57
4.6.3	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 13 LSTM.....	60
4.6.4	Hasil Klasifikasi Sinyal dengan Model 14 Bi-LSTM.....	62
4.7	Hasil Evaluasi Performa 4 kelas Model GRU dan LSTM.....	64
4.8	Hasil Klasifikasi Sinyal 4 Kelas menggunakan metode K-Fold.....	65
4.8.1	Hasil Klasifikasi Sinyal (K-Fold) dengan Model 11 GRU	65
4.8.2	Hasil Klasifikasi Sinyal (K-Fold) dengan Model 12 Bi-GRU....	67

4.8.3	Hasil Klasifikasi Sinyal (K-Fold) dengan Model 13 LSTM.....	70
4.8.4	Hasil Klasifikasi Sinyal (K-Fold) dengan Model 14 Bi-LSTM..	73
4.9	Hasil Evaluasi Performa (K-Fold) 4 kelas Model GRU dan LSTM.....	75
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		77
5.1	Pendahuluan.....	77
5.2	Kesimpulan	77
5.3	Saran	78
DAFTAR PUSTAKA		79

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Gelombang Sinyal Elektrokardiogram (EKG)[11].....	7
Gambar 2.2 Struktur Gerbang pada GRU[21].....	10
Gambar 2.3 Detail Struktur GRU [21]	11
Gambar 2.4 Struktur Bi-GRU untuk forward dan backward pass[23].....	12
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian.....	18
Gambar 3.2 Distribusi Kelas PTB Database	19
Gambar 3.3 Morfologi Sinyal.....	21
Gambar 3.4 Diagram Alir Pra Pengolahan Data	22
Gambar 3.5 Sinyal Sebelum dan Sesudah di DWT.....	24
Gambar 3.6 Sinyal sebelum dan sesudah di Normalisasi.....	26
Gambar 3.7 Sampel Hasil Segmentasi Sinyal	26
Gambar 3.8 Proses Pembagian Data.....	27
Gambar 3.9 Proses K-Fold <i>Cross Validation</i>	28
Gambar 4.1 (Grafik) Model 1 GRU terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi.....	32
Gambar 4.2 (Grafik) Model 2 GRU terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi.....	34
Gambar 4.3 (Grafik) Model 3 GRU terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi.....	36
Gambar 4.4 (Grafik) Model 4 GRU terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi.....	38
Gambar 4.5 (Grafik) Model 5 GRU terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi.....	40
Gambar 4.6 (Grafik) Model 6 Bi-GRU terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi.....	44
Gambar 4.7 (Grafik) Model 7 Bi-GRU terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi.....	46
Gambar 4.8 (Grafik) Model 8 Bi-GRU terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi.....	48

Gambar 4.9 (Grafik) Model 9 Bi-GRU terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi.....	50
Gambar 4.10 (Grafik) Model 10 Bi-GRU terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi.....	52
Gambar 4.11 (Grafik) Model 11 GRU terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi.....	55
Gambar 4.12 (Grafik) Model 12 Bi-GRU terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi.....	58
Gambar 4.13 (Grafik) Model 13 LSTM terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi.....	60
Gambar 4.14 (Grafik) Model 14 Bi-LSTM terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi.....	62
Gambar 4.15 (Grafik) Model 11 GRU (<i>Fold 9</i>) terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi	66
Gambar 4.16 (Grafik) Model 12 Bi-GRU (<i>Fold 9</i>) terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi.....	69
Gambar 4.17 (Grafik) Model 13 LSTM (<i>Fold 3</i>) terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi	72
Gambar 4.18 (Grafik) Model 14 Bi-LSTM (<i>Fold 5</i>) terhadap Akurasi dan <i>Loss</i> pada Data Pelatihan dan Validasi.....	74

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Contoh Confusion Matriks	14
Tabel 3.1 Deskripsi Rekaman Sinyal EKG <i>PTB Database</i>	18
Tabel 3.2 Deskripsi Dataset <i>PTB Diagnostic Database</i>	20
Tabel 3.3 Jenis dan Label Sinyal EKG <i>PTBDB</i>	20
Tabel 3.4 Jenis dan Label Sinyal EKG <i>BIDMC</i>	21
Tabel 3.5 Nilai SNR setiap fungsi <i>wavelet</i>	23
Tabel 3.6 Jumlah Hasil Segmentasi <i>Ritme</i> untuk Semua Data.....	26
Tabel 3.7 Jumlah Pembagian <i>Ritme</i> untuk Data Latih dan Data Uji	27
Tabel 3.8 Parameter Umum Model GRU	28
Tabel 3.9 Pengujian Tuning Parameter Model GRU	29
Tabel 3.10 Tuning Parameter Model <i>BI-GRU</i>	29
Tabel 3.11 <i>Confusion Matrix</i>	30
Tabel 4.1 Parameter yang digunakan pada Model GRU	31
Tabel 4.2 Hasil Evaluasi 5 Model GRU	32
Tabel 4.3 CM Pelatihan Data pada Model 1 GRU	33
Tabel 4.4 CM Validasi Data pada Model 1 GRU	33
Tabel 4.5 (Evaluasi) Pelatihan Data terhadap Performa Model 1 GRU.....	33
Tabel 4.6 (Evaluasi) Validasi Data terhadap Performa Model 1 GRU	34
Tabel 4.7 CM Pelatihan Data pada Model 2 GRU	35
Tabel 4.8 CM Validasi Data pada Model 2 GRU	35
Tabel 4.9 (Evaluasi) Pelatihan Data terhadap Performa Model 2 GRU.....	35
Tabel 4.10 (Evaluasi) Validasi Data terhadap Performa Model 2 GRU	36
Tabel 4.11 CM Pelatihan Data pada Model 3 GRU	37
Tabel 4.12 CM Validasi Data pada Model 3 GRU	37
Tabel 4.13 (Evaluasi) Pelatihan Data terhadap Performa Model 3 GRU.....	37
Tabel 4.14 (Evaluasi) Validasi Data terhadap Performa Model 3 GRU	38
Tabel 4.15 CM Pelatihan Data pada Model 4 GRU	39

Tabel 4.16	CM Validasi Data pada Model 4 GRU	39
Tabel 4.17	(Evaluasi) Pelatihan Data terhadap Performa Model 4 GRU.....	39
Tabel 4.18	(Evaluasi) Validasi Data terhadap Performa Model 4 GRU	40
Tabel 4.19	CM Pelatihan Data pada Model 5 GRU	41
Tabel 4.20	CM Validasi Data pada Model 5 GRU	41
Tabel 4.21	(Evaluasi) Pelatihan Data terhadap Performa Model 5 GRU.....	41
Tabel 4.22	(Evaluasi) Validasi Data terhadap Performa Model 5 GRU	42
Tabel 4.23	Susunan Parameter Model Bi-GRU	42
Tabel 4.24	Hasil Evaluasi 5 Model Bi-GRU.....	43
Tabel 4.25	CM Pelatihan Data pada Model 6 Bi-GRU.....	44
Tabel 4.26	CM Validasi Data pada Model 6 Bi-GRU	44
Tabel 4.27	(Evaluasi) Pelatihan Data terhadap Performa Model 6 Bi-GRU	44
Tabel 4.28	(Evaluasi) Validasi Data terhadap Performa Model 6 Bi-GRU	45
Tabel 4.29	CM Pelatihan Data pada Model 7 Bi-GRU.....	46
Tabel 4.30	CM Validasi Data pada Model 7 Bi-GRU	46
Tabel 4.31	(Evaluasi) Pelatihan Data terhadap Performa Model 7 Bi-GRU	47
Tabel 4.32	(Evaluasi) Validasi Data terhadap Performa Model 7 Bi-GRU	47
Tabel 4.33	CM Pelatihan Data pada Model 8 Bi-GRU.....	48
Tabel 4.34	CM Validasi Data pada Model 8 Bi-GRU	48
Tabel 4.35	(Evaluasi) Pelatihan Data terhadap Performa Model 8 Bi-GRU	49
Tabel 4.36	(Evaluasi) Validasi Data terhadap Performa Model 8 Bi-GRU	49
Tabel 4.37	CM Pelatihan Data pada Model 9 Bi-GRU.....	50
Tabel 4.38	CM Validasi Data pada Model 9 Bi-GRU	50
Tabel 4.39	(Evaluasi) Pelatihan Data terhadap Performa Model 9 Bi-GRU	51
Tabel 4.40	(Evaluasi) Validasi Data terhadap Performa Model 9 Bi-GRU	51
Tabel 4.41	CM Pelatihan Data pada Model 10 Bi-GRU.....	52
Tabel 4.42	CM Validasi Data pada Model 10 Bi-GRU	52
Tabel 4.43	(Evaluasi) Pelatihan Data terhadap Performa Model 10 Bi-GRU	53
Tabel 4.44	(Evaluasi) Validasi Data terhadap Performa Model 10 Bi-GRU	53
Tabel 4.45	Evaluasi Pengujian Seluruh Model GRU dan Bi-GRU.....	54
Tabel 4.46	Perbandingan Hasil Evaluasi Model Terbaik GRU dan Bi-GRU	54

Tabel 4.47 CM Pelatihan Data pada Model 11 GRU	56
Tabel 4.48 CM Validasi Data pada Model 11 GRU	56
Tabel 4.49 (Evaluasi) Pelatihan Data terhadap Performa Model 11 GRU.....	57
Tabel 4.50 (Evaluasi) Validasi Data terhadap Performa Model 11 GRU	57
Tabel 4.51 CM Pelatihan Data pada Model 12 Bi-GRU.....	58
Tabel 4.52 CM Validasi Data pada Model 12 Bi-GRU	58
Tabel 4.53 (Evaluasi) Pelatihan Data terhadap Performa Model 12 Bi-GRU	59
Tabel 4.54 (Evaluasi) Validasi Data terhadap Performa Model 12 Bi-GRU	59
Tabel 4.55 CM Pelatihan Data pada Model 13 LSTM.....	60
Tabel 4.56 CM Validasi Data pada Model 13 LSTM	61
Tabel 4.57 (Evaluasi) Pelatihan Data terhadap Performa Model 13 LSTM	61
Tabel 4.58 (Evaluasi) Validasi Data terhadap Performa Model 13 LSTM.....	62
Tabel 4.59 CM Pelatihan Data pada Model 14 Bi-LSTM.....	63
Tabel 4.60 CM Validasi Data pada Model 14 Bi-LSTM	63
Tabel 4.61 (Evaluasi) Pelatihan Data terhadap Performa Model 14 Bi-LSTM ...	64
Tabel 4.62 (Evaluasi) Validasi Data terhadap Performa Model 14 Bi-LSTM.....	64
Tabel 4.63 Evaluasi Pengujian Seluruh Model GRU dan LSTM	64
Tabel 4.64 (Evaluasi) Pelatihan Data (<i>K-Fold</i>) terhadap Performa Model 11 GRU	65
Tabel 4.65 (Evaluasi) Validasi Data (<i>K-Fold</i>) terhadap Performa Model 11 GRU	66
Tabel 4.66 CM (<i>Fold 9</i>) Pelatihan Data pada Model 11 GRU.....	66
Tabel 4.67 CM (<i>Fold 9</i>) Validasi Data pada Model 11 GRU	67
Tabel 4.68 (Evaluasi) Pelatihan Data (<i>K-Fold</i>) terhadap Performa Model 12 Bi-GRU	68
Tabel 4.69 (Evaluasi) Validasi Data (<i>K-Fold</i>) terhadap Performa Model 12 Bi-GRU	68
Tabel 4.70 CM (<i>Fold 9</i>) Pelatihan Data pada Model 12 Bi-GRU.....	69
Tabel 4.71 CM (<i>Fold 9</i>) Validasi Data pada Model 12 Bi-GRU	70
Tabel 4.72 (Evaluasi) Pelatihan Data (<i>K-Fold</i>) terhadap Performa Model 13 LSTM	70

Tabel 4.73 (Evaluasi) Validasi Data (<i>K-Fold</i>) terhadap Performa Model 13 LSTM	71
Tabel 4.74 CM (<i>Fold 3</i>) Pelatihan Data pada Model 13 LSTM	72
Tabel 4.75 CM (<i>Fold 3</i>) Validasi Data pada Model 13 LSTM.....	72
Tabel 4.76 (Evaluasi) Pelatihan Data (<i>K-Fold</i>) terhadap Performa Model 14 Bi-LSTM	73
Tabel 4.77 (Evaluasi) Validasi Data (<i>K-Fold</i>) terhadap Performa Model 14 Bi-LSTM	74
Tabel 4.78 CM (<i>Fold 5</i>) Pelatihan Data pada Model 14 Bi-LSTM	75
Tabel 4.79 CM (<i>Fold 5</i>) Validasi Data pada Model 14 Bi-LSTM.....	75
Tabel 4.80 Evaluasi Pengujian (<i>K-Fold</i>) Seluruh Model GRU dan LSTM	76

DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN 1. Form Revisi Tugas Akhir II

LAMPIRAN 2. Hasil Pengecekan Plagiat *Software Authenticate/ Turnitin*

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Myocardial Infarction disebabkan karena penyumbatan aliran darah ke *myocardial segment* [1][2]. MI mengacu pada perubahan aterosklerotik pada arteri koroner miokard biokimia. Lapisan kolesterol yang terkumpul di dalam dinding dalam pembuluh darah terlepas dan menghasilkan trombus, yang menghalangi arteri koroner sehingga beberapa myocardium tidak dapat menerima pasokan darah dalam waktu jangka panjang [3]. Perubahan gelombang elektro-kardiogram (EKG) secara efektif dapat menandai lokasi iskemia miokard atau nekrosis secara real time, sehingga menemukan arteri koroner yang tersumbat untuk diagnosis dini MI [4]. Oleh karena itu, pemantauan EKG harian dan deteksi tepat waktu adalah faktor utama untuk mengurangi angka kematian MI [3].

Metode desas-desus berdasarkan Deep Bidirectional Gated Recurrent Unit [5] (D-Bi-GRU) disajikan. Untuk menangkap evolusi informasi respon grup dari peristiwa microblog dari waktu ke waktu, kami mempertimbangkan urutan maju dan mundur dari aliran microblog dari informasi respon grup sepanjang garis waktu secara bersamaan [5]. Representasi evolusi ruang laten yang dalam termasuk semantik dan emosi yang dipelajari oleh tumpukan *multi-lead Bi-GRUs* untuk deteksi rumor. Hasil eksperimen pada set data dunia nyata menunjukkan bahwa deteksi peristiwa rumor dengan mempertimbangkan urutan dua arah dari informasi respons kelompok secara bersamaan dapat memperoleh kinerja yang lebih baik, dan tumpukan *multi-lead Bi-GRU* dapat lebih mendeteksi peristiwa rumor di microblog [3][5].

Karena karakteristik unik dari sinyal elektrokardiogram (EKG), telah menarik perhatian dari para peneliti biometrik di bidang keamanan informasi yang luas dalam beberapa tahun terakhir. Studi pengenalan biometrik dapat dianggap sebagai mengidentifikasi individu berdasarkan atribut fisiologis dan perilaku unik dari orang tertentu yang dikodekan dalam urutan sampel berturut-turut dalam waktu, dengan menggunakan metode statistik. Identifikasi atau autentikasi manusia biometrik dapat dicapai dengan menggunakan beberapa sifat manusia yang unik

seperti iris atau retina, wajah, sidik jari, suara, tanda tangan tertulis, dll. Namun, masing-masing syaraf sympathetic dan parasimpatis, ini unik dan permanen berdasarkan pada ukuran dan bentuk hati satus dan orientasi katup. Mengingat fakta bahwa sinyal EKG adalah unik untuk individu, mereka memiliki potensi dalam identifikasi manusia secara biologis. Baru-baru ini, algoritma pembelajaran mendalam yang sering digunakan dalam pembelajaran mesin dan bidang kecerdasan buatan, menawarkan struktur dalam hal proses ekstraksi fitur dan klasifikasi, yang dikenal sebagai pembelajaran ujung ke ujung, alih-alih menggunakan fitur kerajinan tangan [6].

Dari beberapa penjelasan yang dimaksud, maka tugas akhir ini akan membahas tentang membandingkan dua metode pada penyakit MI yang dalam proposal ini akan diberi judul **“Klasifikasi Myocardial Infarction Pada Sinyal Elektrokardiogram *Multi-lead* Menggunakan *Unidirectional-Bidirectional Gated Recurrent Unit*”**.

1.2 Tujuan dan Manfaat

1.2.1 Tujuan Penelitian

Penulisan daripada Tugas Akhir atau skripsi ini memiliki tujuan;

1. Pengklasifikasian penyaki jantung Myocardial Infarction dengan membangun model memantai sinyal EKG lead-II dengan menggunakan *Unidirectional-Bidirectional Gated Recurrent Unit*.
2. Menguji dan Menganalisa hasil pembanding dari metode yang digunakan untuk mengetahui perbedaan yang signifikan dan memperoleh hasil data *training* dan data *testing*.

1.2.2 Manfaat Penelitian

Manfaat daripada penelitian dan penulisan Proposal Skripsi diantaranya:

1. Dapat menghasilkan akurasi yang baik dari pengklasifikasian dan metode yang digunakan.
2. Memperoleh model deep learning untuk me-rekognisi dan mengklasifikasi-kan penyakit jantung MI secara optimal.

3. Memberikan informasi mengenai hasil dari perbedaan dua metode yang digunakan dalam mengklasifikasi penyakit jantung MI.

1.3 Perumusan dan Batasan

1.3.1 Perumusan Masalah

Perumusan terhadap masalah penelitian pada penulisan Skripsi atau Tugas Akhir yakni sebagai berikut yakni :

1. Bagaimana mendeteksi penyakit jantung Myocardial Infarction atau MI dengan membangun model klasifikasi menggunakan *Unidirectional-Bidirectional Gated Recurrent Unit*?
2. Bagaimana cara mempertahankan dari hasil akurasi yang terbaik dengan Metode *Unidirectional-Bidirectional Gated Recurrent Unit*?
3. Bagaimana analisa hasil dari sinyal yang menggunakan *Unidirectional-Bidirectional Gated Recurrent Unit* untuk data *training* dan *testing*?

1.3.2 Batasan Masalah

Mengenai beberapa faktor dari beberapa batasan terhadap masalah pada penulisan Proposal Skripsi atau Tugas akhir ini, diantaranya :

1. Dataset pada penelitian ini yang dipergunakan adalah data dari PTBDB Database dan BIDMC *Congestive Heart Failure* dari Physionet.org.
2. Bagian yang di observasi yakni pada lead-II sinyal di setiap record data untuk digunakan pada saat pengklasifikasian sinyal Terhadap Penyakit MI pada sinyal EKG.
3. Keluaran atau hasil dari pada Output penelitian ini berupa nilai akurasi saja guna sebagai tolak ukur agar bisa melihat tingkat keakuratan serta kecocokan hasil klasifikasi terhadap label sinyal.
4. Pada penelitian kali ini sebatas demonstrasi simulasi yang diprogramkan dengan bahasa coding atau pemrograman pada code *Python*.

1.4 Metodologi penelitian

Peneliti menggunakan metodologi penelitian yang akan digunakan untuk tahap penulisan tugas akhir sebagai pedoman penulisan, diantaranya:

1.4.1 Persiapan Data (Tahap Pertama)

Pertama, peneliti akan melakukan tahap ini untuk menyiapkan data, memahami data serta menganalisa data yang digunakan pada penelitian ini guna menyesuaikan unsur pokok-pokok yang digunakan pada topik penelitian ini.

1.4.2 Pra Pengolahan Data (Tahap Kedua)

Kedua, pada tahap pra pengolahan data kali ini sebelum peneliti masuk ke pembuatan model machine learning atau pembelajaran mesin, yang mana dilakukannya tahap menghilangkan derau atau noise pada sinyal menggunakan metode DWT atau transformasi *wavelet* diskrit, melakukan normalisasi sinyal, dan segmentasi pada sinyal.

1.4.3 Klasifikasi (Tahap Ketiga)

Selanjutnya pada tahapan kali ini yakni tahap inti dari pada penelitian yang akan dilakukan. Output ataupun keluarannya berupa hasil dari pengklasifikasian sinyal diantaranya mendapatkan nilai akurasi, presisi, spesifisitas, sensitivitas, dan F1-score. *Unidirectional-Bidirectional Gated Recurrent Unit*, sebagai metode pengklasifikasian pada tahap ini.

1.4.4 Analisa dan Kesimpulan (Tahap Keempat)

Peneliti mengambil data dan menganalisa hasil pengujian tersebut dengan mengevaluasi data pada tabel confusion matriks dan hasil nilai klasifikasi sinyal guna memantau performa pada model yang dirancang pada tahap sebelumnya. Kemudian peneliti akan menarik kesimpulan secara singkat dari hasil analisa data tersebut. Selanjutnya penelitian ini bisa digunakan untuk referensi bahan pada penelitian yang selanjutnya akan diteruskan di masa mendatang.

1.5 Sistematika Penulisan

Terkait hal yang bisa memudahkan peneliti untuk menyusun Tugas Akhir atau Skripsi dan membuat sebuah isi pada bab-bab yang ada pada penulisan ini terlihat lebih jelas dan tersusun dengan rapi sesuai aturan dan kaidah yang berlaku, sehingga dibuatlah sistematika nya:

BAB I - PENDAHULUAN

Pada umumnya penulisan pasti memiliki pondasi penelitian yakni terdapat pada bab ini yang mana memuat latar belakang penelitian, tujuan dan manfaat, serta perumusan permasalahan dan batasan-batasan masalah yang ada, kemudian metode yang akan digunakan pada penelitian secara umum, serta mengenai hal penulisan yang sesuai dengan sistematika pada penulisan yang tentunya diterapkan pada penulisan terhadap penelitian tersebut.

BAB II - TINJAUAN PUSTAKA

Selanjutnya bab kedua ini merupakan penjelasan teori secara umum dan mendasar, serta konsep dasar guna dibutuhkan oleh peneliti agar bisa memecahkan suatu masalah pada penelitian.

BAB III - METODOLOGI

Beberapa metode pada penelitian ini yang dipergunakan pada penulisan terkait penelitian tersebut akan disajikan dan dibahas secara jelas dan rinci terkait metode, serta teknik yang digunakan dan bagan alur proses pada penelitian tersebut.

BAB IV - HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab keempat ini yakni bab yang berisi hasil daripada uji dan validasi terhadap pengujian penelitian dan hasil daripada beberapa kumpulan analisis dari penulis nan didapatkan daripada kasus penelitian ini, lalu berisi pembahasan terhadap pencapaian hasil dimana meliputi kekurangan maupun kelebihan pada hasil dari tahap-tahap penelitian yang digunakan.

BAB V - KESIMPULAN DAN SARAN

Terakhir yang kelima dimana bab ini berisikan beberapa simpulan penelitian yang didapatkan dari beberapa sumber pada perolehan terhadap penelitian yang di dapat serta beberapa saran ataupun usulan untuk penelitian yang nantinya bisa diteruskan kembali secara lanjut oleh penelitian selanjutnya, terkait skripsi atau tugas akhir yang telah dikerjakan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Darmawahyuni, S. Nurmaini, and Sukemi, “Deep Learning with Long Short-Term Memory for Enhancement Myocardial Infarction Classification,” in *2019 6th International Conference on Instrumentation, Control, and Automation (ICA)*, 2019, no. August 2019, pp. 19–23, doi: 10.1109/ICA.2019.8916683.
- [2] U. R. Acharya, H. Fujita, S. L. Oh, Y. Hagiwara, J. H. Tan, and M. Adam, “Application of deep convolutional neural network for automated detection of myocardial infarction using ECG signals,” *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 415–416, no. June, pp. 190–198, Nov. 2017, doi: 10.1016/j.ins.2017.06.027.
- [3] X. Zhang, R. Li, H. Dai, Y. Liu, B. Zhou, and Z. Wang, “Localization of Myocardial Infarction With Multi-Lead Bidirectional Gated Recurrent Unit Neural Network,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 161152–161166, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2946932.
- [4] U. R. Acharya *et al.*, “Automated detection and localization of myocardial infarction using electrocardiogram: a comparative study of different leads,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 99, pp. 146–156, May 2016, doi: 10.1016/j.knosys.2016.01.040.
- [5] L. Li, G. Cai, and N. Chen, “A Rumor Events Detection Method Based on Deep Bidirectional GRU Neural Network,” in *2018 IEEE 3rd International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC)*, 2018, pp. 755–759, doi: 10.1109/ICIVC.2018.8492819.
- [6] H. M. Lynn, S. B. Pan, and P. Kim, “A Deep Bidirectional GRU Network Model for Biometric Electrocardiogram Classification Based on Recurrent Neural Networks,” *IEEE Access*, vol. 7, no. i, pp. 145395–145405, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2939947.
- [7] L. Sun, Y. Lu, K. Yang, and S. Li, “ECG analysis using multiple instance learning for myocardial infarction detection,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 59, no. 12, pp. 3348–3356, 2012.

- [8] T. S. Rajani and T. L. Purushottama, “Denoising of ECG Signal and Feature Extraction Using Wavelet Transform,” vol. 63, no. 1, pp. 799–804, 2015, doi: 10.3850/978-981-09-6200-5_o-91.
- [9] S. M. Mathews, C. Kambhamettu, and K. E. Barner, “A novel application of deep learning for single-lead ECG classification,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 99, no. May 2017, pp. 53–62, 2018, doi: 10.1016/j.compbimed.2018.05.013.
- [10] G. Chen, M. Chen, J. Zhang, L. Zhang, and C. Pang, “A Crucial Wave Detection and Delineation Method for Twelve-Lead ECG Signals,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 10707–10717, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2965334.
- [11] H. Arabnia, F. G. Tinetti, Q.-N. Tran, M. Q. Yang, and C. E. World Congress in Computer Science, “Supervised ECG Interval Segmentation Using LSTM Neural Network,” *Proc. Int. Conf. Bioinforma. Comput. Biol.*, pp. 71–77, 2018.
- [12] 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.
- [13] Z. K. Peng and F. L. Chu, “Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: A review with bibliography,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 18, no. 2. Elsevier, pp. 199–221, 2004, doi: 10.1016/S0888-3270(03)00075-X.
- [14] H. Y. Lin, S. Y. Liang, Y. L. Ho, Y. H. Lin, and H. P. Ma, “Discrete-wavelet-transform-based noise removal and feature extraction for ECG signals,” *Irbm*, vol. 35, no. 6, pp. 351–361, 2014, doi: 10.1016/j.irbm.2014.10.004.
- [15] M. N. Ali, E.-S. A. El-Dahshan, and A. H. Yahia, “Denoising of Heart Sound Signals Using Discrete Wavelet Transform,” *Circuits, Syst. Signal Process.*, vol. 36, no. 11, pp. 4482–4497, Nov. 2017, doi: 10.1007/s00034-017-0524-7.

- [16] S. Nurmaini *et al.*, “Robust detection of atrial fibrillation from short-term electrocardiogram using convolutional neural networks,” *Futur. Gener. Comput. Syst.*, vol. 113, pp. 304–317, 2020, doi: 10.1016/j.future.2020.07.021.
- [17] O. Faust, A. Shenfield, M. Kareem, T. R. San, H. Fujita, and U. R. Acharya, “Automated detection of atrial fibrillation using long short-term memory network with RR interval signals.,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 102, pp. 327–335, 2018, doi: 10.1016/j.combiomed.2018.07.001.
- [18] A. Ullah, J. Ahmad, K. Muhammad, M. Sajjad, and S. W. Baik, “Action Recognition in Video Sequences using Deep Bi-Directional LSTM with CNN Features,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 1155–1166, 2017, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2778011.
- [19] 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, p. 118, 2019, doi: 10.3390/a12060118.
- [20] Y. Yuan, C. Tian, and X. Lu, “Auxiliary loss multimodal GRU model in audio-visual speech recognition,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 5573–5583, 2018.
- [21] R. Dey and F. M. Salem, “Gate-variants of gated recurrent unit (GRU) neural networks,” in *2017 IEEE 60th international midwest symposium on circuits and systems (MWSCAS)*, 2017, pp. 1597–1600.
- [22] G. S. Chadha, A. Panambilly, A. Schwung, and S. X. Ding, “Bidirectional deep recurrent neural networks for process fault classification,” *ISA Trans.*, vol. 106, pp. 330–342, Nov. 2020, doi: 10.1016/j.isatra.2020.07.011.
- [23] M. N. Ali *et al.*, “Gate-variants of gated recurrent unit (GRU) neural networks,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 12, no. 2, p. 118, Jul. 2018, doi: 10.3390/electronics9010135.
- [24] E. Choi, A. Schuetz, W. F. Stewart, and J. Sun, “Bidirectional Deep Recurrent Neural Networks for Process Fault Classification,” *J. Am. Med. Informatics Assoc.*, vol. 24, no. 2, pp. 361–370, Mar. 2017, doi: 10.1093/jamia/ocw112.