

**KLASIFIKASI GAGAL JANTUNG KONGESTIF MENGGUNAKAN
METODE *RECURRENT NEURAL NETWORK* (RNN)**

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



Oleh :

Meiryka Yuwandini

09011281621052

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

2020

LEMBAR PENGESAHAN

**KLASIFIKASI GAGAL JANTUNG KONGESTIF MENGGUNAKAN
METODE *RECURRENT NEURAL NETWORK* (RNN)**

SKRIPSI

**Program Studi Sistem Komputer
Jenjang S1**

Oleh :

**MEIRYKA YUWANDINI
09011281621052**

Indralaya, Mei 2020

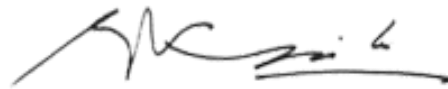
Mengetahui,

Pembimbing Tugas Akhir

Ketua Jurusan Sistem Komputer



Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.
NIP. 196908021994012001



Dr. Ir. H. Sukemi, M.T.
NIP. 196612032006041000

HALAMAN PERSETUJUAN

Telah diuji dan lulus pada :

Hari : Sabtu

Tanggal : 7 Maret 2020

Tim Penguji :

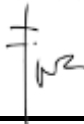
1. Ketua : Ahmad Zarkasi, M.T.


(_____)


2. Sekretaris : Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.


(_____)

3. Anggota I : Firdaus, M.Kom.


(_____)

4. Anggota II : Sutarno, M.T.


(_____)

Mengetahui,
Ketua Jurusan Sistem Komputer



Dr. Ir. H. Sukemi, M.T.
NIP.196612032006040

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Meiryka Yuwandini

NIM 09011281621052

**Judul : Klasifikasi Gagal Jantung Kongestif menggunakan Metode
*Recurrent Neural Network (RNN)***

Hasil Pengecekan *Software iThenticate/Turnitin* : 8%

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

Demikian, pernyataan ini saya buat dalam keadaan sadar dan tidak dipaksakan.



Palembang, 27 Maret 2020



Meiryka Yuwandini

NIM. 09011281621052

HALAMAN PERSEMBAHAN

“ life is like riding bicycle. To keep your balance, you must keep moving”

“ malas itu boleh, tapi jangan tiap hari ! ”

Dengan mengucapkan syukur Alhamdulillah, kupersembahkan karya kecilku ini untuk orang-orang yang aku sayangi:

- **Papa (Wancik) dan Mama (Yunihar) tercinta**
- **Adik (M.Wahyu Al Billal dan A. Bintang Pamungkas) tersayang**
- **Seluruh Keluarga Besar tersayang**
- **Keluarga Besar Sistem Komputer Universitas Sriwijaya**
- **Civitas Akademika Universitas Sriwijaya**

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh. Puji dan syukur penulis selalu panjatkan atas kehadiran Allah Swt yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan proposal skripsi dengan judul "Klasifikasi Gagal Jantung Kongestif menggunakan Metode *Recurrent Neural Network*".

Dalam tugas akhir ini penulis menjelaskan mengenai klasifikasi penyakit gagal jantung kongestif dengan disertai data-data yang diperoleh penulis saat melakukan pengujian. Penulis berharap agar tulisan ini dapat bermanfaat bagi orang banyak dan menjadi bahan bacaan bagi yang tertarik untuk meneliti dalam bidang medis untuk diagnosa penyakit jantung.

Selesainya penulisan laporan proposal skripsi 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 melaksanakan tugas akhir.
2. Orang tua dan saudaraku tercinta yang telah memberikan do'a dan dukungan baik secara oril maupun materil dan tidak lupa keluarga besar penulis yang tersayang.
3. Ibu Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T. , selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir dan bapak Firdaus, M.T. yang telah berkenan meluangkan waktunya guna membimbing, memberikan saran dan motivasi serta bimbingan terbaik untuk penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
4. Bapak Dr. Ir. Sukemi, M.T. selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Universitas Sriwijaya.
5. Bapak Huda Ubaya, M.T. selaku Pembimbing Akademik di Jurusan Sistem Komputer Universitas Sriwijaya.
6. Kak Naufal dan Mbak Nisa yang telah membantu dan memberikan saran dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.

7. *Intelligent Systems Research Group (ISYSRG)* yang telah memberikan fasilitas kepada penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
8. Teman-teman dan kakak-kakak *Intelligent Systems Research Group (ISYSRG)* yang menjadi teman berdiskusi dalam tugas akhir penulis.
9. Teman-teman seperjuangan dari semester awal hingga semester akhir yang telah menyemangai dan menghibur penulis.
10. Teman-teman Seperjuangan Sistem Komputer Angkatan 2016 serta pihak-pihak yang terlibat dalam membuat Tugas Akhir ini yang tidak dapat disebutkan satu-persatu.
11. Mbak Winda selaku Admin Jurusan Sistem Komputer yang telah membantu penulis dalam hal-hal administrasi.
12. Seluruh pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu, yang telah memberikan semangat serta do'a.
13. Almamater.

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

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Indralaya, Mei 2020

Penulis



Meiryka Yuwandini

NIM. 09011281621052

KLASIFIKASI GAGAL JANTUNG KONGESTIF MENGGUNAKAN METODE RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN)

MEIRYKA YUWANDINI (09011281621052)

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email: meiryka17@gmail.com

ABSTRAK

Sinyal elektrokardiogram merupakan sinyal listrik yang merupakan representasi dari perubahan pola kelistrikan pada aktivitas jantung. Sinyal yang dihasilkan pada elektrokardiograf dapat dibedakan menjadi dua jenis yaitu normal dan abnormal. Klasifikasi sinyal EKG sangatlah dibutuhkan pada saat ini serta dibutuhkan data yang memiliki akurasi yang cukup tinggi sebagai penunjang penyelesaian masalah. Pentingnya klasifikasi EKG sangat tinggi sekarang karena banyak aplikasi medis saat ini di mana masalah ini dapat digunakan. *Deep learning* merupakan metode yang digunakan dalam masalah klasifikasi dengan jumlah data yang banyak dengan tingkat akurasi yang tinggi. Algoritma *deep learning* yang digunakan pada penelitian ini adalah *Recurrent Neural Network* (RNN) dengan arsitektur *Long Short Term Memory* (LSTM). RNN memiliki kelebihan yang dapat mengekstraksi fitur secara otomatis. Dalam penelitian ini ritme sinyal EKG akan diklasifikasi menjadi dua kelas, yaitu normal dan gagal jantung. Klasifikasi EKG akan di uji pada dua puluh empat model percobaan dengan *layer* yang terdiri dari 1 *layer*, 2 *layer*, dan 3 *layer* serta jumlah *nodes* pada *hidden layer* ke-1 yaitu 100 *nodes*, *hidden layer* ke-2 50 *nodes*, dan *hidden layer* ke-3 25 *nodes* dengan segmentasi ritme yaitu satu detik, dua detik, tiga detik, dan empat detik. Dari dua puluh empat percobaan yang dilakukan, percobaan pertama dengan 1 *hidden layer* dan segmentasi ritme satu detik menghasilkan nilai validasi *accuracy*, *sensitivity*, *specificity*, *precision*, *F0,5*, *F1-score*, *F2-score*, dan *Error*, yaitu 99,86%;99,85%; 99,85%; 99,87%; 99,86%; 0,13%.

Kata Kunci : Elektrokardiogram (EKG), Klasifikasi, Gagal Jantung, *Deep Learning*, *Recurrent Neural Network*

KLASIFIKASI GAGAL JANTUNG KONGESTIF MENGGUNAKAN METODE RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN)

MEIRYKA YUWANDINI (09011281621052)

*Dept.of Computer Engineering, Faculty of Computer Science, Sriwijaya
University*

Email: meiryka17@gmail.com

ABSTRACT

Electrocardiogram signal is an electrical signal which is a representation of changes in electrical patterns in cardiac activity. The signal produced on the electrocardiograph can be divided into two types namely normal and abnormal. ECG signal classification is needed at this time and high accuracy data is needed to support the resolution of the problem. The importance of ECG classification is very high now because there are many medical applications nowadays where this problem can be used. Deep learning is a method used in classification problems with large amounts of data with a high degree of accuracy. Deep learning algorithm used in this research is Recurrent Neural Network (RNN) with Long Short Term Memory (LSTM) architecture. RNN has the advantage of being able to extract features automatically. In this study ECG signal rhythms will be classified into two classes, namely normal and heart failure. ECG classification will be tested on twenty-four experimental models with layers consisting of 1 layer, 2 layers, and 3 layers as well as the number of nodes on the 1st hidden layer that is 100 nodes, the 2nd hidden layer 50 nodes, and the hidden layer to -3 25 nodes with rhythm segmentation which is one second, two seconds, three seconds, and four seconds. Of the twenty four experiments conducted, the first experiment with 1 hidden layer and one second rhythm segmentation resulted in validation values of accuracy, sensitivity, specificity, precision, F0,5, F1-score, F2-score, and Error, namely 99.86% 99.85%; 99.85%; 99.87%; 99.86%; 0.13%.

Keywords: *Electrocardiogram (ECG), Classification, Heart Failure, Deep Learning, Recurrent Neural Network*

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iii
HALAMAN PERNYATAAN	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	v
KATA PENGANTAR	vi
ABSTRAK	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL.....	xvi
DAFTAR LAMPIRAN.....	xix
BAB 1.....	1
PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Tujuan	3
1.3. Manfaat	3
1.4. Perumusan Masalah	3
1.5. Batasan Masalah.....	3
1.6. Metodologi Penelitian	4
1.6.1 Metode Literatur.....	4
1.6.2. Metode Konsultasi	4
1.6.3. Metode Pengumpulan Data.....	4
1.6.4. Metode Observasi.....	4

1.6.5. Metode Perancangan Sistem	4
1.6.6. Metode Analisa dan Kesimpulan	5
1.7. Sistematika Penulisan.....	5
BAB 1. PENDAHULUAN	5
BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA	5
BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN.....	5
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN.....	5
BAB 5. PENUTUP.....	5
BAB 1	6
TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1. Klasifikasi	6
2.2. <i>Deep learning</i>	6
2.3. Jantung	7
2.4. Gagal Jantung Kongestif	8
2.5. Elektrokardiogram.....	10
1. Gelombang P.....	12
2. Interval PR	12
4. Segmen ST	12
3. Kompleks QRS.....	13
5. Gelombang T.....	13
6. Interval QT.....	13
7. Gelombang U	13
2.6. <i>Recurrent Neural Network</i>	13
1. LSTM (<i>Long Short Term Memory</i>).....	14

2.7. Descrete Wavelet Transform (DWT).....	16
2.8. Arsitektur Jaringan.....	17
1. Struktur <i>Feedforward</i>	17
2. Struktur <i>Backward</i>	18
2.9. Fungsi Aktivasi	19
2.10. Fungsi <i>Loss</i>	21
BAB 3.....	23
METODOLOGI PENELITIAN.....	23
3.1. Pendahuluan.....	23
3.2. Kerangka Kerja	23
3.3. Persiapan Data.....	25
3.4. Pra-pemrosesan	25
1. <i>Denoising</i>	25
2. Segmentasi	26
3. Normalisasi	26
3.5. Pembagian Data <i>Training</i> dan <i>Testing</i>	26
3.6. Klasifikasi	26
3.6.1. Model Klasifikasi.....	29
3.6. Validasi	30
3.7. Akurasi.....	30
3.8. Sensitivitas	30
3.9. Presisi.....	31
3.10. Spesifisitas.....	31
3.11. F1 Score	31

3.12. Error	31
3.13. Kurva ROC.....	32
3.14. Kurva Precision <i>Recall</i>	32
BAB 4.....	33
HASIL DAN PEMBAHASAN.....	33
4.1. Pendahuluan	33
4.2. Persiapan Data.....	33
4.3. Hasil Denosing Sinyal.....	34
4.3. Segmentasi	37
4.4. Normalisasi Sinyal	40
4.5. Klasifikasi	41
1. Model 1	42
2. Model 2.....	43
3. Model 3	45
4. Model 4	46
5. Model 5	48
6. Model 6	49
7. Model 7	51
8. Model 8	52
9. Model 9	54
10. Model 10	55
11. Model 11	57
12. Model 12	58
13. Model 13	60

14. Model 14	61
15. Model 15	63
16. Model 16	64
17. Model 17	66
18. Model 18.....	67
19. Model 19	69
20. Model 20	70
21. Model 21	72
22. Model 22	73
23. Model 23	75
24. Model 24	76
BAB 5.....	79
PENUTUP.....	79
5.1. Kesimpulan	79
5.2. Saran.....	79
DAFTAR PUSTAKA	80
LAMPIRAN	84

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1. Bagian-Bagian Jantung	8
Gambar 2.2. Sinyal Gagal Jantung Kongestif	11
Gambar 2.3. Sinyal Jantung Normal	12
Gambar 2. 4. Struktur <i>Recurrent Neural Network</i>	14
Gambar 2.5. Arsitektur <i>Long Short Term Memory</i> ; (a) <i>Forget gate</i> ; (b) <i>Memory block</i> ; (c) <i>InputGate</i> ; (d) <i>Output Gate</i>	16
Gambar 2. 6. Struktur <i>Feedforward</i>	17
Gambar 2. 7. Struktur <i>Backward (Backpropagation)</i>	18
Gambar 2. 8. Fungsi Aktivasi Sigmoid	19
Gambar 2. 9. Fungsi Aktivasi Tanh	20
Gambar 2. 10. Fungsi Aktivasi ReLu	12
Gambar 3.1. Diagram Alur penelitian Diagram	24
Gambar 3. 2. . Klasifikasi	28

DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1. Model klasifikasi.....	29
Tabel 3. 2. <i>Confusion matrix</i>	30
Tabel 4.1. Jumlah Data 15 Menit Pertama	37
Tabel 4. 2. Jumlah data 5 menit pertama.....	37
Tabel 4. 3. Model Klasifikasi.....	41
Tabel 4. 4. Data <i>Testing</i> Model 1 ; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	42
Tabel 4. 5. Hasil Validasi Pengujian Model 1; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	42
Tabel 4. 6. Data <i>Testing</i> Model 2; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	43
Tabel 4. 7. Hasil Validasi Percobaan Model 1; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	44
Tabel 4. 8. Data <i>Testing</i> Model 3; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	45
Tabel 4. 9. Persentase Validasi Data <i>Testing</i> Model 3; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	45
Tabel 4. 10. Data <i>Testing</i> Model 4; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	46
Tabel 4. 11. Hasil Validasi Percobaan Model 1;	47
Tabel 4. 12. Data <i>Testing</i> Model 5; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	48
Tabel 4. 13. Persentase Validasi Data <i>Testing</i> Model ke 5; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	48
Tabel 4. 14. Data <i>Testing</i> Model 6; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	49
Tabel 4. 15. Hasil Validasi Percobaan Model 1;	50

Tabel 4. 16. Data <i>Testing</i> Model 7; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	51
Tabel 4. 17. Persentase Validasi Data <i>Testing</i> Model ke 7; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	51
Tabel 4. 18. Data <i>Testing</i> Model 8; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	52
Tabel 4. 19. Hasil Validasi Percobaan Model 1;.....	53
Tabel 4. 20. Data <i>Testing</i> Model 9; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	54
Tabel 4. 21. Persentase Validasi Data <i>Testing</i> Model ke 9; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	54
Tabel 4. 22. Data <i>Testing</i> Model 10; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	55
Tabel 4. 23. Hasil Validasi Percobaan Model 1;.....	56
Tabel 4. 24 . Data <i>Testing</i> Model 11; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	57
Tabel 4. 25. Hasil Validasi Percobaan Model 1;.....	57
Tabel 4. 26. Data <i>Testing</i> Model 12; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	58
Tabel 4. 27. Hasil Validasi Percobaan Model 1;.....	59
Tabel 4. 28. Data <i>Testing</i> Model 13; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	60
Tabel 4. 29. Hasil Validasi Percobaan Model 1;.....	60
Tabel 4. 30. Data <i>Testing</i> Model 14; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	61
Tabel 4. 31. Hasil Validasi Percobaan Model 1;.....	62
Tabel 4. 32. Data <i>Testing</i> Model 15; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	63
Tabel 4. 33. Hasil Validasi Percobaan Model 1;.....	63

Tabel 4. 34. Data <i>Testing</i> Model 16; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	64
Tabel 4. 35. Hasil Validasi Percobaan Model 1;.....	65
Tabel 4. 36. Data <i>Testing</i> Model 17; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	66
Tabel 4. 37. Hasil Validasi Percobaan Model 1;.....	66
Tabel 4. 38. Data <i>Testing</i> Model 18; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	67
Tabel 4. 39. Hasil Validasi Percobaan Model 1;.....	68
Tabel 4. 40. Data <i>Testing</i> Model 19; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	69
Tabel 4. 41. Hasil Validasi Percobaan Model 1;.....	69
Tabel 4. 42. Data <i>Testing</i> Model 20; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	70
Tabel 4. 43. Hasil Validasi Percobaan Model 1;.....	71
Tabel 4. 44. Data <i>Testing</i> Model 21; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	72
Tabel 4. 45. Hasil Validasi Percobaan Model 1;.....	72
Tabel 4. 46. Data <i>Testing</i> Model 22; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	73
Tabel 4. 47. Hasil Validasi Percobaan Model 1;.....	74
Tabel 4. 48. Data <i>Testing</i> Model 23; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	75
Tabel 4. 49. Hasil Validasi Percobaan Model 1;.....	75
Tabel 4. 50. Data <i>Testing</i> Model 24; (a) Sebelum <i>Denoising</i> ; (b) Setelah <i>Denoising</i>	76
Tabel 4. 51. Hasil Validasi Percobaan Model 1;.....	77
Tabel 4. 52. Hasil Validasi Setiap Percobaan	78

DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN A-1.....	85
LAMPIRAN A-2.....	121
LAMPIRAN A-3.....	142

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Jantung merupakan salah satu organ tubuh pada makhluk hidup yang berfungsi untuk memompa darah ke seluruh tubuh. Elektrodiagraf adalah alat yang digunakan untuk merekam aktivitas yang dilakukan oleh jantung melalui permukaan kulit. Sinyal elektrokardiogram merupakan sinyal listrik yang merupakan representasi dari perubahan pola kelistrikan pada aktivitas jantung. Sinyal yang dihasilkan pada elektrogram dapat dibedakan menjadi dua jenis yaitu normal dan abnormal. Sinyal yang abnormal dapat memberikan informasi kepada pasien bahwa terjadi kelainan pada aktivitas jantung pasien tersebut, yaitu salah satunya penyakit jantung kardiovaskuler. Penyakit jantung kardiovaskuler merupakan penyakit yang dapat mengakibatkan kematian[1]. Penyakit jantung kardiovaskuler adalah penyakit yang disebabkan oleh gangguan jantung dan pembuluh darah dan termasuk penyakit yang mempengaruhi sistem peredaran darah seperti; penyakit jantung koroner (serangan jantung), penyakit serebrovaskular (stroke), peningkatan tekanan darah (hipertensi), gagal jantung kongestif, penyakit jantung bawaan, dan gagal jantung [2].

Menurut laporan Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) terbaru, sekitar 17,5 juta orang meninggal akibat CVD pada 2012, yang merupakan 30% dari semua kematian global. Insiden kematian akibat CVD diperkirakan meningkat menjadi 23 juta pada tahun 2030. Secara umum, ada 3 kelompok besar CVD - listrik (aritmia, atau detak jantung abnormal akibat sistem kelistrikan jantung yang tidak berfungsi), peredaran darah (gangguan pembuluh darah), dan struktural (penyakit otot jantung) [2]. Pada penelitian ini peneliti fokus pada penyakit gagal jantung kongestif.

Gagal jantung adalah sindrom klinis berbagai penyakit jantung pada tahap berat dan juga dikenal sebagai gagal jantung kongestif [3]. Gagal jantung, salah satu jenis penyakit jantung kardiovaskuler yang sangat umum dan telah menjadi masalah

kesehatan utama yang terus berkembang. Gagal Jantung Kongestif (CHF) terjadi ketika terjadi hambatan di paru-paru atau jaringan tubuh karena jantung tidak mampu memompa oksigen ke seluruh tubuh[2]. Gagal jantung secara progresif akan menyebabkan curah jantung (*Cardiac output*) menurun dan mengakibatkan kegagalan sirkulasi badan ini akan bermanifestasi sebagai keluhan dan tanda-tanda (*symptoms and signs*) gagal jantung dan dikenal sebagai sindrom gagal jantung [4]. Fungsi pompa jantung yang buruk dapat menyebabkan volume oksigen yang keluar jantung tidak mencukupi untuk memenuhi kebutuhan metabolisme tubuh. Selain itu, perfusi darah jaringan dan organ menjadi tidak mencukupi, dan mungkin ada hambatan sirkulasi paru-paru[3]. Gejala gagal jantung kongestif bervariasi seperti; kelelahan, kapasitas olahraga berkurang, sesak napas. Diagnosis dini dan pengobatan penyakit ini penting. Diagnosis penyakit terkait jantung sering dilakukan melalui metode Elektrokardiogram (EKG)[2].

Klasifikasi sinyal EKG sangatlah dibutuhkan pada saat ini serta dibutuhkan data yang memiliki akurasi yang cukup tinggi sebagai penunjang penyelesaian masalah. Pentingnya klasifikasi EKG sangat tinggi sekarang karena banyak aplikasi medis saat ini di mana masalah ini dapat digunakan. Saat ini, ada banyak solusi *Machine learning* (ML) yang dapat digunakan untuk menganalisis dan mengklasifikasikan data EKG[1]. Klasifikasi adalah salah satu studi dalam *Machine learning*. Klasifikasi didefinisikan sebagai proses untuk menentukan sekelompok model atau fungsi untuk menggambarkan dan membedakan konsep atau kelas data dengan tujuan untuk memprediksi kelas objek tertentu atau menentukan objek yang tidak dikenal 'label' [5].

Deep learning telah diterapkan di berbagai bidang, seperti pengenalan gambar dan ucapan pengakuan, dan mencapai hasil luar biasa [3]. Salah satu penerapan *Deep learning* yaitu dibidang medis adalah sinyal EKG untuk mendeteksi keadaan jantung pasien secara otomatis [1] melalui sistem yang dirancang. Beberapa kelompok penelitian berusaha mendeteksi aritmia dalam data EKG menggunakan

model *Deep learning* [6]. Memanfaatkan alat dan teknologi kecerdasan buatan untuk analisis penelitian, [7].

1.2. Tujuan

Adapun tujuan dari tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

- 1) Mengklasifikasi dua kelas gagal jantung kongestif menggunakan metode *Recurrent Neural Network* (RNN)
- 2) Mendeteksi jantung normal atau abnormal (gagal jantung kongestif) melalui sinyal elektrokardiogram.
- 3) Menganalisa keakurasian metode yang digunakan untuk mendeteksi gagal jantung kongestif.

1.3. Manfaat

Adapun manfaat dari penulisan tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

- 1) Dapat mengklasifikasikan gagal jantung kongestif menggunakan metode *Recurrent Neural Network* (RNN)
- 2) Dapat mendeteksi jantung normal atau abnormal (gagal jantung kongestif) melalui sinyal elektrokardiogram.
- 3) Memberikan informasi mengenai keakurasian *Recurrent Neural Network* (RNN) dalam klasifikasi penyakit gagal jantung kongestif .

1.4. Perumusan Masalah

Berikut adalah rumusan masalah dalam penulisan tugas akhir ini:

- 1) Bagaimana tahapan mengklasifikasi gagal jantung kongestif menggunakan metode *Recurrent Neural Network* (RNN) ?
- 2) Bagaimana bentuk dataset yang digunakan untuk mengklasifikasi dua kelas gagal jantung menggunakan metode *Recurrent Neural Network* (RNN) ?
- 3) Apa software atau tools yang digunakan untuk mengklasifikasikan gagal jantung kongestif menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN) ?

1.5. Batasan Masalah

Berikut adalah batasan masalah dalam penulisan tugas akhir ini :

- 1) Mengklasifikasikan dua kelas gagal jantung menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN)
- 2) Mensimulasikan program untuk mengklasifikasi gagal jantung dengan bahasa pemrograman python.
- 3) Menampilkan dan menganalisa tingkat keakurasian *Recurrent Neural Network* (RNN) dalam klasifikasi penyakit gagal jantung.

1.6. Metodologi Penelitian

Metodologi yang dilakukan dalam penulisan tugas akhir ini melalui beberapa tahapan, yaitu :

1.6.1 Metode Literatur

Dalam tahap ini mengumpulkan informasi yang diperlukan melalui sumber pembelajaran seperti jurnal ilmiah, buku, internet, serta artikel-artikel terkait yang mendukung penulisan tugas akhir ini.

1.6.2. Metode Konsultasi

Pada tahap ini, peneliti melakukan konsultasi kepada orang-orang yang memiliki pengetahuan dan wawasan yang tinggi serta dianggap mampu menyelesaikan masalah dalam penelitian yang dilakukan.

1.6.3. Metode Pengumpulan Data

Dalam tahap ini, dilakukan dengan berbagai cara, yakni dengan mencari dataset seperti BIDMC dan NSR *database*.

1.6.4. Metode Observasi

Metode ini dilakukan dengan cara mengamati, mencatat, dan menganalisa terhadap data yang diperoleh.

1.6.5. Metode Perancangan Sistem

Pada tahap ini akan dilakukan untuk membuat simulasi program dalam mengklasifikasi dua kelas gagal jantung dengan bahasa pemrograman *Python* di *Spyder*.

1.6.6. Metode Analisa dan Kesimpulan

Hasil dari pengujian pada metode pengujian kemudian dianalisa dengan tujuan untuk mengetahui kekurangan pada hasil perancangan dan faktor penyebabnya, sehingga dapat digunakan untuk pengembangan pada penelitian selanjutnya dan dibuat kesimpulan dari hasil penelitian.

1.7. Sistematika Penulisan

Adapun sistematika penulisan dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

BAB 1. PENDAHULUAN

Pada bab I akan berisikan latar belakang masalah, tujuan, manfaat, batasan masalah serta metodologi penelitian dan sistematika penulisan.

BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab 2 akan berisi tentang dasar-dasar teori dan penjelasan yang mendukung penelitian yang dilakukan penulis.

BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab 3 menjelaskan bagaimana alur penelitian yang dilakukan mulai dari persiapan data, pra-pemrosesan, pembagian data pelatihan dan pengujian, klasifikasi, serta validasi terhadap model yang di buat.

BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab 4 ini menjelaskan hasil dan pembahasan terhadap penelitian yang telah dilakukan.

BAB 5. PENUTUP

Pada bab 5 ini menarik kesimpulan berdasarkan hasil dan pembahasan terhadap penelitian yang telah dilakukan

. DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Nurmaini, R. U. Partan, and M. N. Rachmatullah, “Deep classifier on the electrocardiogram interpretation system,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1246, no. 1, 2019.
- [2] S. G. Aydin, T. Kaya, and H. Guler, “Heart Rate Variability (HRV) Based Feature Extraction for Congestive Heart Failure,” vol. 8, no. 4, pp. 272–279, 2016.
- [3] L. D. N. Short-term and L. Wang, “Detection of Congestive Heart Failure Based on,” 2019.
- [4] P. Desmon and D. Q. Utama, “DETEKSI PENYAKIT GAGAL JANTUNG BERDASARKAN SINYAL EKG,” vol. 5, no. 2, pp. 3726–3735, 2018.
- [5] H. Sain and S. Wulan, “Combine Sampling Support Vector Machine for Imbalanced Data Classification,” *Procedia - Procedia Comput. Sci.*, vol. 72, pp. 59–66, 2015.
- [6] K. Sugimoto, S. Lee, and Y. Okada, “*Deep learning*-based Detection of Periodic Abnormal Waves in ECG Data,” vol. I, 2018.
- [7] D. Rajan, D. Beymer, and G. Narayan, “Generalization Studies of Neural Network Models for Cardiac Disease Detection using Limited Channel ECG.”
- [8] E. At, M. Aljourf, and M. Shoukri, “Classification of Imbalance Data using Tomek Link (T-Link) Combined with Random Under-sampling (RUS) as a Data Reduction Method Technology & Optimization,” pp. 1–11, 2017.
- [9] S. Nurmaini *et al.*, “An Automated ECG Beat Classification System Using Deep Neural Networks with an Unsupervised Feature Extraction Technique,” *Appl. Sci.*, vol. 9, no. 14, p. 2921, 2019.
- [10] Q. Qin, J. Li, L. Zhang, Y. Yue, and C. Liu, “Combining Low-dimensional Wavelet Features and Support Vector Machine for Arrhythmia Beat

- Classification,” *Sci. Rep.*, no. April, pp. 1–12, 2017.
- [11] 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.
- [12] A. Rizal, “Perbandingan Skema Dekomposisi Paket Wavelet untuk Pengenalan Sinyal EKG,” vol. 4, no. 2, 2015.
- [13] S. Prodi, T. Telekomunikasi, F. T. Elektro, and U. Telkom, “ANALISIS KELAINAN JANTUNG MENGGUNAKAN SINYAL ELEKTROKARDIOGRAM DENGAN METODE TRANSFORMASI WAVELET DAN K-NEAREST NEIGHBORS,” vol. 4, no. 3, pp. 3518–3523, 2017.
- [14] F. Teknik and P. S. Ekstensi, “UNIVERSITAS INDONESIA PENDETEKSI SISTEM PENGENALAN PENYAKIT,” 2009.
- [15] S. E. C. G. Waveforms, S. V. M. Classifier, K. Y. Liao, C. Chiu, and S. Yeh, “A Novel Approach for Classification of Congestive Heart Failure Using Relatively,” vol. I, pp. 18–21, 2015.
- [16] C. Liu, D. Zheng, L. Zhao, P. Li, C. Liu, and A. Murray, “Analysis of Cardiovascular Time Series using Multivariate Sample Entropy: A Comparison between Normal and Congestive Heart Failure Subjects Institute of Cellular Medicine , Newcastle University , Newcastle upon Tyne , UK,” pp. 237–240, 2014.
- [17] S. L. Oh, N. A. Polytechnic, N. A. Polytechnic, and Y. Hagiwara, “Deep Convolutional Neural Network for the Automated Diagnosis of Congestive Heart Failure Using ECG Signals,” no. March, 2018.
- [18] I. P. Sari, B. Keilmuan, K. Medikal, F. Keperawatan, U. Syiah, and K. Banda, “KOLESTEROL TOTAL DAN KLASIFIKASI KLINIS NEW YORK HEART ASSOCIATION III DAN IV PASIEN GAGAL JANTUNG KONGESTIF Total

Cholesterol and Clinical Classification of New York Heart Association III and IV Congestive Heart Failure Patient Jenis penelitian adalah di,” vol. VIII, no. 2, pp. 43–49, 2017.

- [19] A. A. Bhurane, M. Sharma, R. San-tan, and U. R. Acharya, “An efficient detection of congestive heart failure using frequency localized filter banks for the diagnosis with ECG signals.”
- [20] H. S. Ibrahim, M. Si, U. N. Wisesty, F. Informatika, and U. Telkom, “ANALISIS *DEEP LEARNING* UNTUK MENGENALI QRS KOMPLEKS PADA SINYAL ECG DENGAN METODE CNN,” vol. 5, no. 2, pp. 3718–3725, 2018.
- [21] J. E. Madias, “ECG Changes and Voltage Attenuation in Congestive Heart Failure,” *Hosp. Chronicles*, pp. 27–30, 2006.
- [22] D. Paiva and M. Batista, “Automatic Arrhythmia Classification : A Pattern Recognition Approach Biomedical Engineering,” no. November, 2014.
- [23] N. Ajam, “Heart Diseases Diagnoses using Artificial Neural Network,” vol. 5, no. 4, pp. 7–11, 2015.
- [24] 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.
- [25] A. Senior, “Long Short-Term Memory *Recurrent Neural Network* Architectures for Large Scale Acoustic Modeling Has.”
- [26] L. S. Memory, “Long Short-Term Memory,” pp. 37–45, 2012.
- [27] S. Singh, S. K. Pandey, U. Pawar, and R. Ram, “ScienceDirect Classification of ECG Arrhythmia Intelligence using *Recurrent Neural Networks* Classification of a ECG Arrhythmia using *Recurrent Neural Networks* Classification of

Recurrent Neural Networks a ECG Arrhythmia using,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 132, no. Iccids, pp. 1290–1297, 2018.

- [28] J. Patterson and A. Gibson, *Deep learning.* .
- [29] Y. Lecun, Y. Bengio, and G. Hinton, “*Deep learning,*” 2015.
- [30] W. N. Networks, W. Now, H. Are, and N. Networks, “No Title.”
- [31] M. Nielsen, “Neural Networks and *Deep learning.*”
- [32] S. Samarasinghe, *Neural networks for applied sciences and engineering: from fundamentals to complex pattern recognition.* 2016.
- [33] H. Lin, S. Liang, Y. Ho, Y. Lin, and H. Ma, “Discrete-wavelet-transform-based noise removal and feature extraction for ECG signals,” vol. 35, pp. 351–361, 2014.

