

**KLASIFIKASI PENYAKIT JANTUNG MENGGUNAKAN
METODE *RECURRENT NEURAL NETWORK* (RNN)**



OLEH :

**ANNISA SEPTIANI
09011181621026**

**JURUSAN SISTEM KOMPUTER
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS SRIWIJAYA
2020**

**KLASIFIKASI PENYAKIT JANTUNG MENGGUNAKAN
METODE *RECURRENT NEURAL NETWORK* (RNN)**

SKRIPSI

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



OLEH :

**ANNISA SEPTIANI
09011181621026**

**JURUSAN SISTEM KOMPUTER
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS SRIWIJAYA
2020**

LEMBAR PENGESAHAN

KLASIFIKASI PENYAKIT JANTUNG MENGGUNAKAN METODE *RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN)*

SKRIPSI

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer

Oleh:

**ANNISA SEPTIANI
09011181621026**

Inderalaya, Januari 2020

Mengetahui,

Ketua Jurusan Sistem Komputer


Dr. Ir. Sukemi, M.T
NIP. 196612032006041001

Pembimbing Tugas Akhir


Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.
NIP. 1196908021994012001

HALAMAN PERSETUJUAN

Telah diuji dan lulus pada :

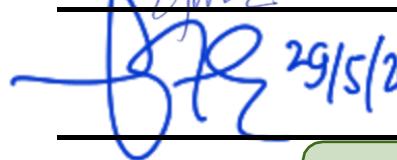
Hari : Sabtu
Tanggal : 7 Maret 2020

Tim Penguji :

1. Ketua : **Ahmad Zarkasih S.T., M.T.**



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

3. Anggota I : **Dr. Ir. Bambang Tutuko, M.T.**




4. Anggota II : **Rossi Passarella, S.T., M.Eng.**

Mengetahui,
Ketua Jurusan Sistem Komputer



Dr. Ir. Sukemi, M.T
NIP. 196612032006041001

LEMBAR PERNYATAAN

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Annisa Septiani

NIM 09011181621026

Judul : Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Metode *Recurrent Neural Network* (RNN)

Hasil Pengecekan *Software iThenticate/Turnitin* : 7%

Menyatakan bahwa laporan tugas akhir saya merupakan hasil karya sendiri dan bukan hasil penjiplakan / plagiat dari penelitian orang lain. Apabila ditemukan unsur penjiplakan / plagiat dalam laporan tugas akhir ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dari Universitas Sriwijaya sesuai dengan ketentuan yang berlaku.

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

Inderalaya, Mei 2020

Yang menyatakan,



Annisa Septiani

HALAMAN PERSEMBAHAN

“Skripsi ini saya persembahkan untuk orang-orang yang selama ini telah meyakinkan saya bahwa saya dapat melalui perjuangan ini dan terus memberikan semangat serta kebahagian kepada saya. Terima kasih selalu menjaga saya dalam doa-doa serta memahami saya lebih dari saya sendiri. Saya akan memberikan yang terbaik dan tumbuh menjadi pribadi yang lebih baik lagi untuk kedepannya”

*Segenap hati berterima kasih dengan penuh rasa sayang
kepada :*

- *Ayah (Kornelis) dan Ibu (Yanti mala) tercinta*
- *Adik (Aulia Rahma, M. Okta Riansyah, M. Faris Syahputra) tersayang*
- *Teman-teman seperjuangan SKA dan Himasisko*
- *Keluarga Besar Sistem Komputer Universitas Sriwijaya*
- *Civitas Akademika Universitas Sriwijaya*

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur saya panjatkan kehadirat Allah SWT, atas segala karunia dan rahmat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir dengan judul **“Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Metode *Recurrent Neural Network (RNN)*”**.

Penulisan ini dilakukan untuk melengkapi salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Komputer di Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya. Dalam penulisan ini membahas mengenai klasifikasi penyakit jantung pada sinyal EKG menggunakan metode *Recurrent Neural Network (RNN)*. Besar harapan untuk penelitian ini dapat bermanfaat untuk banyak orang dan menjadi refrensi untuk peneliti lainnya yang tertarik pada bidang medis terkhusus penyakit jantung dan elektrokardiogram.

Pada kesempatan ini juga, saya sebagai penulis menyampaikan banyak ucapan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu baik dari ide, saran dan ilmunya sampai akhirnya penelitian ini dapat selesai dengan baik. Oleh karena itu, pada kesempatan ini saya mengucapkan rasa syukur kepada Allah SWT. dan mengucapkan terima kasih kepada yang terhormat :

1. Orang Tua dan keluarga yang saya sayangi, yang telah memberikan doa dan restu serta dukungan yang sangat besar selama penelitian ini dan selama masa perkuliahan di Fakultas Ilmu Komputer Jurusan Sistem Komputer Universitas Sriwijaya.
2. Bapak Jaidan Jauhari, S.Pd., M.T., selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
3. Bapak Rossi Passarella, S.T., M.Eng., selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Ibu Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T. selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir dan Akademik yang memberikan arahan serta nasihat pada penulisan tugas akhir serta masa perkuliahan di Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

5. Bapak Firdaus, S.T., M.Kom., Mba Nisa, dan Kak Naufal yang telah memberikan arahan dan nasihat dalam penulisan Tugas Akhir ini.
6. Mba Iis Oktaria, Kak Ahmad Reza Fahlevi, dan Mba Winda Kurnia Sari selaku admin Jurusan Sistem Komputer yang telah membantu mengurus seluruh berkas.
7. Seluruh bapak/ibu dosen yang ada di jurusan Sistem Komputer yang telah berbagi ilmunya selama masa perkuliahan ini.
8. Teman kelas SKA16 yang telah banyak membantu dalam masa perkuliahan selama ini, Khususnya Devi Maulitasari, Winda Maida, Dwi Ratna Ningsih, Tety Yuningsih telah menjadi teman curhat selama ini dan Ahmad Ilham Arismawan sebagai partner yang sangat banyak berjasa.
9. Seluruh teman-teman serta kakak tingkat Intelegent System Research Group (ISysRG) yang telah banyak membantu memberi saran dan berbagi ilmunya dalam membantu penulisan Tugas Akhir ini.
10. Teman-teman seperjuangan di Himasisko dan LDF Wifi.
11. Almamater

Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dalam penulisan Tugas Akhir ini, oleh karena itu penulis mengharapkan segala saran dan kritik yang akan sangat bermanfaat bagi penulis untuk lebih baik kedepannya. Akhir kata, semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat dan berguna bagi banyak orang khususnya pada mahasiswa/mahasiswi Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya..

Palembang, Mei 2020



Penulis

Heart Disease Classification with Recurrent Neural Network (RNN) Method

Annisa Septiani (09011181621026)

Departement of Computer Engineering, Faculty of Computer Science,
Sriwijaya University
Email: anissa.septiani325@gmail.com

Abstract

Heart disease is a blockage in the blood vessel system, which result in an imbalance between blood supply and demand. Heart signal can be detected by electrocardiogram record using an *Electrocardiograph* (ECG) tools. This study uses a *deep-learning* approach method, *Recurrent Neural Network* (RNN). With two cases, namely classifying unbalanced data (*Imbalance*) and balanced data (*Balance*). The first step is labeling the dataset *Dysrhythmia* (2), *Myocardial hypertrophy* (1), and *Healty controls*(0) using the *PTB Diagnostic ECG Database – Physionet* dataset. Next step is segmentation by *Windows size*. After that the resampling process is only done in the case of balance data using the *Random Oversampling* (ROS) method. The final step is to classify data with *Recurrent Neural Network* (RNN) and its classification model, namely SimpleRNN and LSTM. In this case, the best accuracy result is unbalanced data (*Imbalance*) with 99,81% training accuracy and 97,41% testing accuracy. As for the balanced data the training accuracy is 99,98% and and the testing accuracy is 99.96%. Validates values of the best tests on unbalanced data (*Imbalance*) averaged F1-Score 93.52%, precision 93.07%, sensitivity 93.99%, specificity 97.21%, and accuracy 98.09%. Validates values of the best tests on balanced data (average) are F1-Score 99.96, 99.96% precision, 99.96% sensitivity and 99.98% specificity, and 99.97% accuracy. The ROC curve and the Precision-Recall curve in the unbalanced data (*Imbalance*) and the balanced data (*Balance*) have gotten a good curve because the ROC curve is approaching the top left corner and the Precision-Recall Curve is approaching the top right corner which means each model classifier used is the right model.

Keywords: Heart Disease, *Recurrent Neural Network* (RNN), *Window Size*, *Random Oversampling* (ROS), *Imbalance*, SimpleRNN, LSTM.

Klasifikasi Penyakit Jantung menggunakan Metode Recurrent Neural Network (RNN)

Annisa Septiani (09011181621026)

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer,

Universitas Sriwijaya

Email: anissa.septiani325@gmail.com

Abstrak

Penyakit jantung ialah terjadinya penyumbatan pada sistem pembuluh darah yang mengakibatkan ketidakseimbangan antara suplai dan kebutuhan darah. Sinyal jantung dapat dideteksi dengan melakukan rekaman elektrokardiogram menggunakan alat *Electrocardiography* (ECG). Penelitian ini menggunakan metode pendekatan *deep-learning* yaitu *Recurrent Neural Network* (RNN). Menggunakan dua kasus yaitu mengklasifikasikan data tidak seimbang (*imbalance*) dan data seimbang (*balance*). Langkah pertama, pemberian label pada dataset yaitu *Dysrhythmia* (2), *Myocardial hypertrophy* (1), dan *Healthy controls* (0) dengan menggunakan dataset [The PTB Diagnostic ECG Database - PhysioNet](#). Selanjutnya dilakukan segmentasi yang dilakukan berdasarkan *window size*. Setelah itu untuk proses resampling hanya dilakukan untuk kasus data seimbang (*Balance*) menggunakan metode *Random Oversampling* (ROS). Langkah terakhir yaitu mengklasifikasikan data menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN) dengan model klasifikasinya yaitu SimpleRNN dan LSTM. Dalam hal ini didapatkan hasil akurasi terbaik yaitu data tidak seimbang (*Imbalance*) akurasi training 99.81% dan akurasi testing 97.14%. Sedangkan untuk data seimbang (*Balance*) akurasi training 99.98% dan akurasi testing 99.96%. Nilai validasi dari pengujian terbaik pada data tidak seimbang (*imbalance*) rata-ratanya yaitu F1-Score 93.52%, presisi 93.07%, sensitivitas 93.99%, spesifisitas 97.21%, dan akurasi 98.09%. Nilai validasi dari pengujian terbaik pada data seimbang (*balance*) rata-ratanya yaitu F1-Score 99.96, presisi 99.96%, sensitivitas 99.96% dan spesifisitas 99.98%, dan akurasi 99.97%. Kurva ROC dan kurva Presisi-Recall pada data tidak seimbang (*Imbalance*) dan data seimbang (*Balance*) sudah mendapatkan kurva yang baik karna pada kurva ROC sudah mendekati pojok kiri atas dan Kurva Presisi-Recall mendekati pojok kanan atas yang berarti masing-masing model classifier yang digunakan merupakan model yang tepat.

Kata Kunci: Penyakit Jantung, Recurrent Neural Network (RNN), Window Size, Random Oversampling (ROS), Imbalance, SimpleRNN, LSTM.

DAFTAR ISI

	Halaman
Halaman Judul	i
Halaman Pengesahan	ii
Halaman Persetujuan	iii
Halaman Pernyataan	iv
Halaman Persembahan	v
Kata Pengantar	vi
Abstraction	viii
Abstrak	ix
Daftar isi	x
Daftar Gambar	xiii
Daftar Tabel	xv
Daftar Lampiran	
 BAB I. PENDAHULUAN	
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Tujuan	2
1.3. Rumusan Masalah	2
1.4. Sistematika Penulisan	3
 BAB II. TINJAUAN PUSTAKA	
2.1. Pendahuluan	4
2.2. Elektrokardiogram	5
2.2.1. Gelombang EKG	5
2.3. PTB Diagnostic ECG Database	7
2.4. <i>Resampling Data</i>	8
2.5. <i>Machine Learning</i>	9
2.6. <i>Artificial Neural Network (ANN)</i>	9
2.6.1. Konsep Dasar <i>Artificial Neural Network (ANN)</i>	10

2.6.2. Permodelan <i>Artificial Neural Network</i> (ANN)	11
2.7. <i>Recurrent Neural Network</i> (RNN)	12
2.7.1. Vanilla RNN	13
2.7.2. <i>Long Short Term Memory</i> (LSTM)	14
2.7.3. <i>Gated Recurrent Unit</i> (GRU)	15
 BAB III. METODOLOGI	
3.1. Pendahuluan	16
3.2. Persiapan Data	17
3.3. <i>Pre-processing</i>	
3.3.1. Segmentasi	18
3.3.2. Resampling Data	19
3.4. Klasifikasi <i>Recurrent Neural Network</i> (RNN)	21
3.5. Validasi	22
3.5.1. Akurasi	22
3.5.2. Sensitivitas	22
3.5.3. Spesifisitas	22
3.5.4. Presisi	23
3.5.5. F1-Score	23
3.5.6. Kurva ROC	23
3.5.7. Kurva Presisi-Recall	24
 BAB IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	
4.1. Pendahuluan	25
4.2. Persiapan Dataset	25
4.2.1. Hasil Pengujian Segmentasi	26
4.2.2. Hasil Resampling Data	31
4.3. Klasifikasi Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN)	32
4.3.1. Hasil Pengujian Klasifikasi Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN) pada Data Tidak Seimbang (<i>Imbalance</i>)	32
4.3.2. Hasil Validasi Data Tidak Seimbang (<i>Imbalance</i>) pada Skenario1	33
4.3.3. Hasil Validasi Data Tidak Seimbang (<i>Imbalance</i>) pada Skenario2	35

4.3.4 Hasil Validasi Data Tidak Seimbang (<i>Imbalance</i>) pada Skenario3	37
4.3.5 Hasil Validasi Data Tidak Seimbang (<i>Imbalance</i>) pada Skenario4	39
4.3.6 Hasil Pengujian Klasifikasi Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN) pada Data Seimbang (<i>Balance</i>)	47
4.3.6.1 Hasil Validasi Data Seimbang (<i>Balance</i>) pada Skenario 1	48
4.3.6.2 Hasil Validasi Data Seimbang (<i>Balance</i>) pada Skenario 2	50
4.3.6.3 Hasil Validasi Data Seimbang (<i>Balance</i>) pada Skenario 3	52
4.3.6.4 Hasil Validasi Data Seimbang (<i>Balance</i>) pada Skenario 4	54
4.4 Analisa	63
BAB V. KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1. Kesimpulan	69
5.2. Saran	70
DAFTAR PUSTAKA	71

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Morfologi Gelombang EKG	5
Gambar 2.2. Model <i>Arsitektur Neural Network</i>	11
Gambar 2.3. Arsitektur <i>Recurrent Neural Network</i>	13
Gambar 2.4. Struktur <i>Vanilla RNN</i>	13
Gambar 2.5. Arsitektur pada <i>Long Short Term Memory (LSTM)</i>	14
Gambar 3.1.a. Kerangka Kerja untuk data <i>Imbalance</i>	16
Gambar 3.1.b. Kerangka kerja untuk data <i>Balance</i>	16
Gambar 3.2. Pembagian Kelas	17
Gambar 3.3.a. Perbandingan dataset sebelum di-resampling	20
Gambar 3.3.b. Perbandingan dataset sebelum di-resampling	20
Gambar 3.4. Flowchart Model <i>Recurrent Neural Network (RNN)</i>	21
Gambar 4.1.a. Sinyal EKG berdasarkan window size 1 detik <i>Dysrhythmia</i>	27
Gambar 4.1.b. Sinyal EKG berdasarkan window size 1 detik <i>Hypertrophy</i>	27
Gambar 4.1.c. Sinyal EKG berdasarkan window size 1 detik <i>Healthy Control</i>	27
Gambar 4.2.a. Sinyal EKG berdasarkan window size 2 detik <i>Dysrhythmia</i>	27
Gambar 4.2.b. Sinyal EKG berdasarkan window size 2 detik <i>Hypertrophy</i>	27
Gambar 4.2.c. Sinyal EKG berdasarkan window size 2 detik <i>Healthy Control</i>	27
Gambar 4.3.a. Sinyal EKG berdasarkan window size 3 detik <i>Dysrhythmia</i>	27
Gambar 4.3.b. Sinyal EKG berdasarkan window size 3 detik <i>Hypertrophy</i>	27
Gambar 4.3.c. Sinyal EKG berdasarkan window size 3 detik <i>Healthy Control</i>	27
Gambar 4.4.a. Sinyal EKG berdasarkan window size 4 detik <i>Dysrhythmia</i>	27
Gambar 4.4.b. Sinyal EKG berdasarkan window size 4 detik <i>Hypertrophy</i>	27
Gambar 4.4.c. Sinyal EKG berdasarkan window size 4 detik <i>Healthy Control</i>	27
Gambar 4.5. Grafik data sebelum dan setelah dilakukan resampling	32
Gambar 4.6.a. Bentuk sinyal EKG skenario 1 pada data <i>Imbalance</i> akurasi	34
Gambar 4.6.b. Bentuk sinyal EKG skenario 1 pada data <i>Imbalance</i> loss	34
Gambar 4.7.a. Bentuk sinyal EKG skenario 2 pada data <i>Imbalance</i> akurasi	36
Gambar 4.7.b. Bentuk sinyal EKG skenario 2 pada data <i>Imbalance</i> loss	36
Gambar 4.8.a. Bentuk sinyal EKG skenario 3 pada data <i>Imbalance</i> akurasi	38

Gambar 4.8.b. Bentuk sinyal EKG skenario 3 pada data <i>Imbalance</i> loss	38
Gambar 4.9.a. Bentuk sinyal EKG skenario 4 pada data <i>Imbalance</i> akurasi	40
Gambar 4.9.b. Bentuk sinyal EKG skenario 4 pada data <i>Imbalance</i> loss	40
Gambar 4.10.a. Hasil pengujian kurva ROC terbaik dari skenario 1	46
Gambar 4.10.b. Hasil pengujian kurva ROC terbaik dari skenario 2	46
Gambar 4.10.c. Hasil pengujian kurva ROC terbaik dari skenario 3	46
Gambar 4.10.d. Hasil pengujian kurva ROC terbaik dari skenario 4	46
Gambar 4.11.a. Hasil pengujian presisi-recall terbaik dari skenario 1	47
Gambar 4.11.b. Hasil pengujian presisi-recall terbaik dari skenario 2	47
Gambar 4.11.c. Hasil pengujian presisi-recall terbaik dari skenario 3	47
Gambar 4.11.d. Hasil pengujian presisi-recall terbaik dari skenario 4	47
Gambar 4.12.a Grafik akurasi percobaan untuk data <i>Balance</i> skenario 1	49
Gambar 4.12.b Grafik loss percobaan untuk data <i>Balance</i> skenario 1	49
Gambar 4.13.a Grafik akurasi percobaan untuk data <i>Balance</i> skenario 2	51
Gambar 4.13.b Grafik loss percobaan untuk data <i>Balance</i> skenario 2	51
Gambar 4.14.a Grafik akurasi percobaan untuk data <i>Balance</i> skenario 3	53
Gambar 4.14.b Grafik loss percobaan untuk data <i>Balance</i> skenario 3	53
Gambar 4.15.a Grafik akurasi percobaan untuk data <i>Balance</i> skenario 4	55
Gambar 4.15.b Grafik loss percobaan untuk data <i>Balance</i> skenario 4	55
Gambar 4.16.a. Hasil pengujian kurva ROC terbaik dari skenario 1	62
Gambar 4.16.b. Hasil pengujian kurva ROC terbaik dari skenario 2	62
Gambar 4.16.c. Hasil pengujian kurva ROC terbaik dari skenario 3	62
Gambar 4.16.d. Hasil pengujian kurva ROC terbaik dari skenario 4	62
Gambar 4.17.a. Hasil pengujian presisi-recall terbaik dari skenario 1	63
Gambar 4.17.b. Hasil pengujian presisi-recall terbaik dari skenario 2	63
Gambar 4.17.c. Hasil pengujian presisi-recall terbaik dari skenario 3	63
Gambar 4.17.d. Hasil pengujian presisi-recall terbaik dari skenario 4	63
Gambar 4.18.a. Grafik hasil pengujian terbaik dari data tidak seimbang	67
Gambar 4.18.b. Grafik hasil pengujian terbaik dari data seimbang	67
Gambar 4.19. Kurva ROC pengujian data <i>Imbalance</i> dan <i>Balance</i>	67
Gambar 4.20. Kurva Presisi-Recall pengujian data <i>Imbalance</i> dan <i>Balance</i>	68

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Dataset	8
Tabel 3.1. Label Datset	18
Tabel 3.2. Jumlah data sebelum dan sesudah diresampling	19
Tabel 4.1. Pembagian label pada tiap kelas dataset	25
Tabel 4.2. Jumlah data sebelum dan sesudah diresampling	31
Tabel 4.3. Hasil pengujian data tidak seimbang (<i>Imbalance</i>) pada skenario 1	33
Tabel 4.4. Hasil pengujian data tidak seimbang (<i>Imbalance</i>) pada skenario 2	35
Tabel 4.5. Hasil pengujian data tidak seimbang (<i>Imbalance</i>) pada skenario 3	37
Tabel 4.6. Hasil pengujian data tidak seimbang (<i>Imbalance</i>) pada skenario 4	39
Tabel 4.7. Perbandingan nilai terbaik pengujian data <i>Imbalance</i> dari skenario pertama, skenario kedua, skenario ketiga, dan skenario keempat	41
Tabel 4.8. Hasil <i>confusion matrix testing</i> pada data tidak seimbang (<i>Imbalance</i>) skenario 1 percobaan ke-6	41
Tabel 4.9. Nilai <i>confusion matrix testing</i> dari data <i>Imbalance</i> untuk masing-masing kelas pada skenario pertama percobaan ke-6	42
Tabel 4.10. Hasil <i>confusion matrix testing</i> pada data tidak seimbang (<i>Imbalance</i>) skenario 2 percobaan ke-2	42
Tabel 4.11. Nilai <i>confusion matrix testing</i> dari data <i>Imbalance</i> untuk masing-masing kelas pada skenario kedua percobaan ke-2	42
Tabel 4.12. Hasil <i>confusion matrix testing</i> pada data tidak seimbang (<i>Imbalance</i>) skenario 3 percobaan ke-2	43
Tabel 4.13. Nilai <i>confusion matrix testing</i> dari data <i>imbalance</i> untuk masing-masing kelas pada skenario ketiga percobaan ke-2	43
Tabel 4.14. Hasil <i>confusion matrix testing</i> pada data tidak seimbang (<i>Imbalance</i>) skenario 4 percobaan ke-5	43
Tabel 4.15. Nilai <i>confusion matrix testing</i> dari data <i>imbalance</i> untuk masing-masing kelas pada skenario keempat percobaan ke-5	44
Tabel 4.16. Hasil performance data tidak seimbang (<i>Imbalance</i>) model RNN terbaik skenario 1	63

Tabel 4.17. Hasil performance data tidak seimbang (<i>Imbalance</i>) model RNN terbaik skenario 2	45
Tabel 4.18. Hasil performance data tidak seimbang (<i>Imbalance</i>) model RNN terbaik skenario 3	45
Tabel 4.19. Hasil performance data tidak seimbang (<i>Imbalance</i>) model RNN terbaik skenario 4	45
Tabel 4.20. Hasil pengujian data seimbang (<i>Balance</i>) pada skenario 1	48
Tabel 4.21. Hasil pengujian data seimbang (<i>Balance</i>) pada skenario 2	50
Tabel 4.22. Hasil pengujian data seimbang (<i>Balance</i>) pada skenario 3	52
Tabel 4.23. Hasil pengujian data seimbang (<i>Balance</i>) pada skenario 4	54
Tabel 4.24. Perbandingan nilai terbaik pengujian data <i>Balance</i> dari skenario pertama, skenario kedua, skenario ketiga, dan skenario keempat	56
Tabel 4.25. Hasil <i>confusion matrix testing</i> pada data seimbang (<i>Balance</i>) skenario 1 percobaan ke-2	57
Tabel 4.26. Nilai <i>confusion matrix testing</i> dari data <i>Balance</i> untuk masing-masing kelas pada skenario pertama percobaan ke-2	57
Tabel 4.27. Hasil <i>confusion matrix testing</i> pada data seimbang (<i>Balance</i>) skenario 2 percobaan ke-2	57
Tabel 4.28. Nilai <i>confusion matrix testing</i> dari data <i>Balance</i> untuk masing-masing kelas pada skenario kedua percobaan ke-2	58
Tabel 4.29. Hasil <i>confusion matrix testing</i> pada data seimbang (<i>Balance</i>) skenario 3 percobaan ke-2	58
Tabel 4.30. Nilai <i>confusion matrix testing</i> dari data <i>Balance</i> untuk masing-masing kelas pada skenario ketiga percobaan ke-2	59
Tabel 4.31. Hasil <i>confusion matrix testing</i> pada data seimbang (<i>Balance</i>) skenario 4 percobaan ke-2	59
Tabel 4.32. Nilai <i>confusion matrix testing</i> dari data <i>Balance</i> untuk masing-masing kelas pada skenario keempat percobaan ke-2	59
Tabel 4.33 Hasil performance data seimbang (<i>Balance</i>) model RNN terbaik skenario 1	60
Tabel 4.34 Hasil performance data seimbang (<i>Balance</i>) model RNN terbaik skenario 2	60

Tabel 4.35. Hasil performance data seimbang (<i>Balance</i>) model RNN terbaik skenario 3	61
Tabel 4.36. Hasil performance data seimbang (<i>Balance</i>) model RNN terbaik skenario 4	61
Tabel 4.37. Hasil pengujian terbaik pada data tidak seimbang (<i>Imbalance</i>)	64
Tabel 4.38. Hasil pengujian terbaik pada data seimbang (<i>Balance</i>)	65
Tabel 4.39. Hasil terbaik dari data <i>Imbalance</i> dan <i>Balance</i>	66

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Penyakit jantung ialah penyakit yang terus meningkat setiap tahun angka kematianya. Data yang diperoleh dari World Health Statistics dalam World Health Organization (WHO) (2012) memperoleh hasil dari 57 juta angka kematian pada tahun 2008 dengan 48% disebabkan karena penyakit jantung [1]. Walaupun penyakit jantung merupakan penyakit yang tidak menular, namun penyakit ini merupakan jenis penyakit nomor satu mematikan di dunia. Penyakit jantung ialah terjadinya penyumbatan pada sistem pembuluh darah yang mengakibatkan ketidakseimbangan antara suplai dan kebutuhan darah [2]. Jantung merupakan organ penting pada tubuh manusia maka dari itu manusia selalu dituntut menjaga keadaan jantung dengan baik, tidak dapat dipungkiri bahwa seseorang bisa saja menderita penyakit jantung.

Tingginya faktor kematian yang disebabkan penyakit jantung dapat dicegah. Pengetahuan yang kurang dari masyarakat tentang gejala penyakit jantung, serta kurang akuratnya peralatan yang digunakan untuk mendiagnosa gejala penyakit jantung yang menyebabkan angka kematian terus bertambah [3]. *Electrocardiography* (ECG) merupakan salah satu cara untuk mendeteksi gejala terserang penyakit jantung [4]. Sinyal jantung dapat dideteksi dengan melakukan rekaman elektrokardiogram menggunakan alat *Electrocardiography* (ECG). Sinyal jantung manusia bervariasi pada setiap individu, dipengaruhi oleh usia, jenis kelamin, genetik, serta kondisi medisnya sendiri [5].

Sudah ada beberapa metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan penyakit jantung, seperti metode *Naïve Bayes* dengan ekstraksi fitur menggunakan *Principle Component Analysis* (PCA) memberikan akurasi sebesar 77.4% [6], metode *Support Vector Machine* sebesar 87.5% dan metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN) sebesar 85% [7]. Selain metode yang telah disebutkan ada

banyak lagi metode klasifikasi penyakit jantung yang telah dilakukan, namun tidak banyak yang menggunakan ekstraksi fitur dan menghasilkan akurasi yang tidak terlalu tinggi. Dibutuhkan metode yang baik untuk meningkatkan nilai akurasi dan mengurangi dimensi dari data yang jumlah fiturnya sangat banyak.

Metode-metode pada pendekatan *deep-learning* sangat disarankan karena telah banyak penelitian yang membuktikan bahwa nilai *performance* dan nilai akurasi menggunakan *deep-learning* menghasilkan nilai yang baik. Dalam beberapa penelitian, metode *Recurrent Neural Network* (RNN) berhasil digunakan untuk masalah klasifikasi dengan data sekuensial [8]. Oleh karena itu, *Recurrent Neural Network* (RNN) digunakan untuk melakukan klasifikasi data penyakit jantung pada penelitian ini.

Berdasarkan yang telah dipaparkan di atas, maka penelitian ini melakukan klasifikasi pada penyakit jantung menggunakan metode *Recurrent Neural Network* (RNN).

1.2 Tujuan

Penelitian ini memiliki tujuan sebagai berikut :

1. Membuat model untuk melakukan klasifikasi penyakit jantung dengan metode *Recurrent Neural Network* (RNN).
2. Mengevaluasi hasil dari model terbaik yang telah dirancang.
3. Menganalisa hasil keakurasaian penelitian mendeteksi penyakit jantung menggunakan metode *Recurrent Neural Network* (RNN).

1.3 Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang disimpulkan dari latar belakang yang telah dijelaskan di atas ialah sebagai berikut:

1. Bagaimana melakukan klasifikasi penyakit jantung pada sinyal ECG dengan metode *Recurrent Neural Network* (RNN) agar mendapatkan hasil akurasi dan *performance* yang tinggi.

2. Dataset yang pada penelitian ini menggunakan *The PTB Diagnostic ECG Database*.
3. Penelitian ini menggunakan simulasi program dengan bahasa pemrograman *Python* yang digunakan untuk mengklasifikasikan sinyal EKG.

1.4 Sistematika Penulisan

Berikut sistematika penulisan dalam penelitian ini:

BAB I PENDAHULUAN

Pada Bagian pertama bab mencantumkan latar belakang, tujuan, rumusan masalah, dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Pada Bagian kedua bab dituliskan pengenalan mengenai penyakit jantung, *Electrocardiogram*, PTB Diagnostic ECG Database, *Resampling Data*, *Machine Learning*, pembahasan tentang *Artificial Neural Network* (ANN), serta sistem klasifikasi yaitu *Recurrent Neural Network* (RNN).

BAB III METODOLOGI

Pada Bagian ketiga bab menjelaskan metodologi bagaimana persiapan data, pre-processing data dan bagaimana model pengklasifikasian pada penyakit jantung dengan metode *Recurrent Neural Network* (RNN).

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada Bagian keempat bab menjelaskan tentang hasil serta pembahasan dari melakukan klasifikasi penyakit jantung dengan metode *Recurrent Neural Network* (RNN).

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Pada Bagian kelima berisi kesimpulan serta saran dari hasil dan pembahasan-pembahasan yang telah dilakukan pada penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. I. Anita Agustina, Yati Afiyanti and Universitas, “PENGALAMAN PASIEN GAGAL JANTUNG KONGESTIF DALAM MELAKSANAKAN PERAWATAN MANDIRI,” vol. 1, no. 1, 2017.
- [2] Bakhtiar Rifai, “ALGORITMA NEURAL NETWORK UNTUK PREDIKSI PENYAKIT JANTUNG,” vol. IX, no. 1, pp. 1–9, 2013.
- [3] J. Pseudocode, V. Nomor, and A. P. Jantung, “ALGORITMA KLASIFIKASI DATA MINING NAÏVE BAYES BERBASIS PARTICLE SWARM,” pp. 11–14, 2014.
- [4] G. T. Ramadhan, Adiwijaya, and D. Q. Utama, “Klasifikasi Penyakit Aritmia Melalui Sinyal Elektrokardiogram (EKG) Menggunakan Metode Local Features dan Support Vector Machine,” vol. 5, no. 1, pp. 1787–1792, 2018.
- [5] D. K. Destiani *et al.*, “KLASIFIKASI SINYAL ECG GAGAL JANTUNG MENGGUNAKAN WAVELET DAN JST PROPAGASI BALIK DENGAN MODIFIKASI GRADIENT KONJUGAT POLAK-RIBIERE HEART FAILURE ECG SIGNAL CLASSIFICATION USING WAVELET AND ANN BACKPROPAGATION WITH POLAK-RIBIERE CONJUGATE GRADIENT,” vol. 5, no. 1, pp. 1811–1818, 2018.
- [6] M. A. Jabbar, B. L. Deekshatulu, and P. Chandra, “Classification of Heart Disease using Artificial Neural Network Classification of Heart Disease using Artificial,” vol. 13, no. 3, 2013.
- [7] E. Olaniyi, O. K. Oyedotun, and A. Khashman, “Heart Diseases Diagnosis Using Neural Networks Arbitration,” no. November, 2015.
- [8] E. Messner, M. Zöhrer, and F. Pernkopf, “Heart Sound Segmentation - An event Detection Approach using Deep Recurrent Neural Networks,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 65, no. 9, pp. 1964–1974, 2018.
- [9] D. Y. ANANTA, “Klasifikasi Penyakit Gagal Jantung Kongestif

Menggunakan Artificial Neural Network (ANN) Berdasarkan Ekstraksi Fitur Multifractal Detrended Fluctuation Analysis (MFDFA) pada Variabilitas Denyut Jantung,” 2017.

- [10] S. W. Chalmers and C. R. Champion, “Pharmacotherapeutics in Cardiovascular Dysrhythmias,” *TJNP J. Nurse Pract.*, vol. 15, no. 1, p. 132–138.e1, 2019.
- [11] K. R. Chien, K. U. Knowlton, H. Zhu, and S. Chien, “Regulation of cardiac gene expression during myocardial growth and hypertrophy: molecular studies of an adaptive physiologic response,” vol. 5, no. 15, pp. 3037–3046, 2016.
- [12] A. T. Astuti, Nuryani, and A. Lestari, “Pembuatan Elektrokardiogram dan Penentuan Interval QRS secara Otomatis,” pp. 6–9, 2017.
- [13] H. Sulastomo *et al.*, “BUKU MANUAL KETERAMPILAN KLINIS INTERPRETASI PEMERIKSAAN ELEKTROKARDIOGRAFI (EKG),” pp. 1–30, 2019.
- [14] R. Bousseljot and D. K. und A. Schnabel, “Nutzung der EKG-Signaldatenbank CARDIODAT der PTB über das Internet,” pp. 317–318, 1995.
- [15] A. Syukron and A. Subekti, “Penerapan Metode Random Over-Under Sampling dan Random Forest untuk Klasifikasi Penilaian Kredit,” vol. 5, no. 2, pp. 175–185, 2018.
- [16] J. Xiao, L. Xie, C. He, and X. Jiang, “Dynamic classifier ensemble model for customer classification with imbalanced class distribution,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, no. 3, pp. 3668–3675, 2012.
- [17] E. At, M. Aljourf, A.-M. F, 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,” no. January 2016, 2018.
- [18] B. Santoso, H. Wijayanto, K. A. Notodiputro, and B. Sartono, “Synthetic

Over Sampling Methods for Handling Class Imbalanced Problems : A Review,” 2017.

- [19] S. H. Ebenuwa, M. H. D. S. Sharif, M. ALAZAB, I. (Senior Member, and A. AL-NEMRAT, “Variance Ranking Attributes Selection Techniques for Binary Classification Problem in Imbalance Data,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 24649–24666, 2019.
- [20] A. F. Al Musawi, “Introduction to Machine Learning,” no. February, 2018.
- [21] S. Das, A. Dey, A. Pal, and N. Roy, “Applications of Artificial Intelligence in Machine Learning : Review and Prospect,” vol. 115, no. 9, pp. 31–41, 2015.
- [22] A. Simon, M. S. Deo, S. Venkatesan, and D. R. R. Babu, “An Overview of Machine Learning and its Applications,” no. January, 2016.
- [23] A. Y. Prathama, A. Aminullah, and A. Saputra, “PENDEKATAN ANN (ARTIFICIAL NEURAL NETWORK) UNTUK PENENTUAN PROSENTASE BOBOT PEKERJAAN DAN ESTIMASI NILAI PEKERJAAN STRUKTUR PADA RUMAH SAKIT PRATAMA,” vol. 7, 2017.
- [24] M. Nielsen, “Neural Networks and Deep Learning.”
- [25] B. A. Thomas, “An introduction to neural networks for beginners.”
- [26] A. A. Rizal and S. Soraya, “Multi Time Steps Prediction dengan Recurrent Neural Network Long Short Term Memory,” no. November 2018, 2019.
- [27] John A. Bullinaria, “Recurrent Neural Networks,” pp. 1–20, 2015.
- [28] J. Chung, K. Kastner, L. Dinh, K. Goel, A. Courville, and Y. Bengio, “A Recurrent Latent Variable Model for Sequential Data,” pp. 1–9, 2015.
- [29] A. Darmawahyuni *et al.*, “Deep Learning with a Recurrent Network Structure in the Sequence Modeling of Imbalanced Data for ECG-Rhythm Classifier,” pp. 1–12, 2019.
- [30] S. Singh, S. K. Pandey, U. Pawar, and R. Ram, “Classification of ECG

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

- [31] R. Dey and F. M. Salem, “Gate-Variants of Gated Recurrent Unit (GRU) Neural Networks,” no. January, 2017.
- [32] J. Yang and J. Kim, “An accident diagnosis algorithm using long short-term memory,” *Nucl. Eng. Technol.*, vol. 50, no. 4, pp. 582–588, 2019.
- [33] N. K. Manaswi, *Deep Learning with Applications Using Python*. 2018.